

**UNIVERSIDAD DE CUENCA**



**UNIVERSIDAD DE CUENCA**



**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS**

**CARRERA DE ECONOMÍA**

**“DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE ESTAR  
DESEMPLEADO EN EL ECUADOR: EVIDENCIA MICRO Y  
MACROECONÓMICA EN EL PERIODO 2008-2013”**

**TESIS PREVIA A LA OBTENCIÓN  
DEL TÍTULO DE ECONOMISTA**

**AUTORES:**

**WILLIAM PAÚL ARIAS MEDINA**

**KARLA GABRIELA CÁRDENAS SALINAS**

**DIRECTORA:**

**ECO. MERCY RAQUEL ORELLANA BRAVO**

**CUENCA-ECUADOR**

**2014**

## RESUMEN

El desempleo forma parte de una problemática tanto económica como social. En el mercado laboral es la tasa de desempleo la que nos permite observar la desocupación dentro de la población económicamente activa. En el Ecuador actualmente se observa las tasas más bajas de desempleo, pero sin embargo, esto no implica que sea una situación aceptable, puesto que existen miles de individuos que no encuentran un trabajo que les permita cubrir sus necesidades. El mercado de trabajo ha sido estudiado en términos micro y macroeconómicos, y a su vez por el lado de la oferta y de la demanda. En este trabajo se aplica un modelo microeconómico para estimar la probabilidad de estar desempleado de los individuos en Ecuador. Se pretende encontrar evidencias micro y macroeconómicas que expliquen la situación de no ocupación. En el mercado laboral el factor trabajo se ofrece por parte de los individuos y se demanda por parte de las empresas o empleadores. Para esta investigación se asume un mercado laboral con información imperfecta, es decir que existen fallos de información que hacen que los buscadores de empleo no estén bien informados sobre las vacantes laborales existentes, y que los empleadores no tengan conocimiento de cuantos individuos disponibles para trabajar existen. Para calcular la probabilidad, se realizan estimaciones econométricas utilizando los modelos Logit, Probit, y Modelo de Probabilidad Lineal. El componente macroeconómico es analizado mediante la tasa de desempleo y el Producto Interno Bruto.

### Palabras Clave:

Empleo, Desempleo, PEA, ocio-consumo, mercado de trabajo, salario de reserva, salario de oferta, probabilidad, intercepto, componente macro.



## ABSTRACT

Unemployment is part of both economic and social issues. In the labor market the unemployment rate allows us to see unemployment in the economically active population. Currently in Ecuador are observed the lowest unemployment rates, but nevertheless , this does not imply that it is an acceptable situation , since there are thousands of individuals who cannot find a job that allows them to satisfy their needs. The labor market has been studied in micro and macro terms, and at the same time by both the sides of supply and demand. This paper presents a microeconomic model to estimate the probability of being unemployed individuals in Ecuador. It aims to find evidence to explain micro and macroeconomic situation of no occupation. In the labor market the labor factor is offered by individuals and demanded from companies or employers. For this research a labor market is assumed with imperfect information, which means that there are information gaps that make job seekers are not well informed about existing job vacancies, and employers are not aware of how many individuals available to work there. To calculate the probability, we make econometric estimations using the “logit”, “probit”, and “linear probability model” methods. The macroeconomic component is analyzed by the unemployment rate and GDP

## Keywords:

Employment, Unemployment, PEA, leisure-consumption, labor market, reserve wage, supply wage, probability, intercept, macro component.



## ÍNDICE

INTRODUCCIÓN .....	15
CAPÍTULO I .....	17
1.1 ANTECEDENTES HISTÓRICOS DEL DESEMPLEO EN ECUADOR.....	17
1.2 MARCO TEÓRICO .....	20
1.2.1 Antecedentes Teóricos.....	20
1.2.1.1 Conceptos y definiciones relacionadas al mercado de trabajo....	20
1.2.2 Teorías Económicas del Mercado de Trabajo .....	21
1.2.2.1 La teoría neoclásica .....	22
1.2.2.1.1 Modelo Ocio-Consumo .....	23
1.2.2.2 La teoría monetarista.....	33
1.2.2.3 Teoría Keynesiana .....	33
1.2.2.4 Teoría del ciclo real de los negocios .....	34
1.2.2.5 Teoría del capital humano .....	35
1.2.2.6 Teoría de la selección .....	35
1.2.3 Teoría de la búsqueda.....	36
1.2.3.1 Modelo teórico de búsqueda de empleo .....	37
1.2.4. Descripción de las investigaciones en las que se basa este trabajo .	43
CAPÍTULO II .....	48
2.1 Planteamiento Econométrico .....	48
2.2 Metodología y Planteamiento de los Modelos de Probabilidad Lineal, Logit y Probit .....	51
2.2.1 Modelos de Probabilidad: lineal, logit y probit.....	51
2.2.1.1 Modelo de Probabilidad Lineal MPL.....	51
2.2.1.2 Modelos Logit y Probit .....	55
CAPÍTULO III .....	62
3.1 Resultados obtenidos .....	62
3.2 Estimaciones e Interpretaciones.....	63

CAPITULO IV.....	72
Conclusiones .....	72
BIBLIOGRAFÍA.....	74
ANEXOS CAPÍTULO N° 1 .....	79
ANEXOS CAPÍTULO N° 2 .....	80
ANEXOS CAPITULO N° 3 .....	91
DISEÑO DE TESIS.....	173
1. DELIMITACIÓN DEL TEMA.....	174
2. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN.....	174
2.1 Objetivo General .....	174
2.2 Objetivos Específicos .....	174
3. MARCO TEÓRICO .....	174
3.1 Marco conceptual .....	174
3.2 Marco teórico.....	177
4. IDENTIFICACIÓN Y REDACCIÓN DEL PROBLEMA.....	183
5. JUSTIFICACIÓN .....	183
6. PROCEDIMIENTO METODOLÓGICO .....	184
7. ESQUEMA .....	185
8. BIBLIOGRAFÍA .....	186

### ÍNDICE DE TABLAS

TABLA N° 1: VARIABLES UTILIZADAS EN LA INVESTIGACIÓN.....	60
TABLA N° 2: RESULTADOS OBTENIDOS EN LOS PERIODOS REPRESENTATIVOS.....	63

### ÍNDICE DE GRÁFICOS

GRÁFICO N° 1: DESEMPLEO, OCUPACIÓN Y SUBEMPLEO .....	18
GRÁFICO N° 2: METODOLOGÍA DE CLASIFICACIÓN DE LA POBLACIÓN .....	21



GRÁFICO N° 3: RESTRICCIÓN PRESUPUESTARIA EN ELECCIÓN DE HORAS DE TRABAJO.....	25
GRÁFICO N° 4: CASO EN EL QUE EL INDIVIDUO DECIDE NO TRABAJAR .....	26
GRÁFICO N° 5: SALARIO DE RESERVA .....	28
GRÁFICO N° 6: SALARIO DE RESERVA CON COSTO FIJO DE TRABAJAR .....	29
GRÁFICO N° 7: EFECTO INGRESO Y EFECTO SUSTITUCIÓN.....	30
GRÁFICO N° 8 CURVA DE OFERTA DE TRABAJO DE MERCADO .....	31
GRÁFICO N° 9: COMPORTAMIENTO DE LA CURVA DE OFERTA LABORAL .....	32
GRÁFICO N° 10: ESTIMACIÓN MODELO DE PROBABILIDAD LINEAL .....	52
GRÁFICO N° 11: MODELO LOGIT .....	56
GRÁFICO N° 12: MODELO PROBIT .....	57
GRÁFICO N° 13: PROBABILIDAD ESTIMADA VS TASA DE DESEMPLEO.....	68
GRÁFICO N° 14: COMPONENTE MACROECÓMICO.....	68

## ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO N° 1 EVOLUCIÓN DEL DESEMPLEO, SUBEMPLEO Y OCUPACIÓN EN EL PERIODO DE ESTUDIO.....	79
ANEXO N° 2: CONCEPTOS RELACIONADOS CON EL MERCADO DE TRABAJO .....	80
ANEXO N° 3: PROCESAMIENTO INFORMÁTICO .....	83
ANEXO N° 4: DEPURACIÓN DE LOS DATOS .....	83
ANEXO N° 5: CONSTRUCCIÓN DE LAS VARIABLES.....	84
ANEXO N° 6 EFECTOS MARGINALES DE LAS VARIABLES .....	91
ANEXO N° 7: REGRESIONES MODELOS LOGIT, PROBIT Y MPL PARA TODO EL PERÍODO.....	94



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Fundada en 1867

Yo, **WILLIAM PAÚL ARIAS MEDINA** autor de la tesis **"DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE ESTAR DESEMPLEADO EN EL ECUADOR: EVIDENCIA MICRO Y MACROECONÓMICA EN EL PERIODO 2008-2013"**, reconozco y acepto el derecho de la Universidad de Cuenca, en base al Art. 5 literal c) de su Reglamento de Propiedad Intelectual, de publicar este trabajo por cualquier medio conocido o por conocer, al ser este requisito para la obtención de mi título de **ECONOMISTA**. El uso que la Universidad de Cuenca hiciere de este trabajo, no implicará afección alguna de mis derechos morales o patrimoniales como autor.



WILLIAM PAÚL ARIAS MEDINA  
0104682521

Cuenca, Marzo de 2014

---

*Cuenca Patrimonio Cultural de la Humanidad. Resolución de la UNESCO del 1 de diciembre de 1999*

Av. 12 de Abril, Ciudadela Universitaria, Teléfono: 405 1000, Ext.: 1311, 1312, 1316

e-mail [cdjbv@ucuenca.edu.ec](mailto:cdjbv@ucuenca.edu.ec) casilla No. 1103

Cuenca - Ecuador



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Fundada en 1867

Yo, **KARLA GABRIELA CÁRDENAS SALINAS** autor de la tesis **"DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE ESTAR DESEMPLEADO EN EL ECUADOR: EVIDENCIA MICRO Y MACROECONÓMICA EN EL PERIODO 2008-2013"**, reconozco y acepto el derecho de la Universidad de Cuenca, en base al Art. 5 literal c) de su Reglamento de Propiedad Intelectual, de publicar este trabajo por cualquier medio conocido o por conocer, al ser este requisito para la obtención de mi título de **ECONOMISTA**. El uso que la Universidad de Cuenca hiciere de este trabajo, no implicará afección alguna de mis derechos morales o patrimoniales como autor.

Cuenca, Marzo de 2014

KARLA GABRIELA CÁRDENAS SALINAS  
0105801930

*Cuenca Patrimonio Cultural de la Humanidad. Resolución de la UNESCO del 1 de diciembre de 1999*

Av. 12 de Abril, Ciudadela Universitaria, Teléfono: 405 1000, Ext.: 1311, 1312, 1316

e-mail [cdjbv@ucuenca.edu.ec](mailto:cdjbv@ucuenca.edu.ec) casilla No. 1103

Cuenca - Ecuador



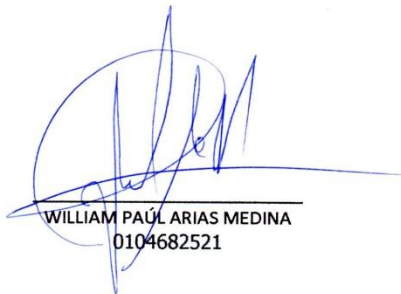


UNIVERSIDAD DE CUENCA

Fundada en 1867

Yo, **WILLIAM PAÚL ARIAS MEDINA**, autor de la tesis **"DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE ESTAR DESEMPLEADO EN EL ECUADOR: EVIDENCIA MICRO Y MACROECONÓMICA EN EL PERIODO 2008-2013"**, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, Marzo de 2014



WILLIAM PAÚL ARIAS MEDINA  
0104682521

---

*Cuenca Patrimonio Cultural de la Humanidad. Resolución de la UNESCO del 1 de diciembre de 1999*

Av. 12 de Abril, Ciudadela Universitaria, Teléfono: 405 1000, Ext.: 1311, 1312, 1316

e-mail [cdjbv@ucuenca.edu.ec](mailto:cdjbv@ucuenca.edu.ec) casilla No. 1103

Cuenca - Ecuador



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Fundada en 1867

Yo, **KARLA GABRIELA CÁRDENAS SALINAS**, autor de la tesis **"DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE ESTAR DESEMPLEADO EN EL ECUADOR: EVIDENCIA MICRO Y MACROECONÓMICA EN EL PERIODO 2008-2013"**, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, Marzo de 2014

KARLA GABRIELA CÁRDENAS SALINAS  
0105801930

---

*Cuenca Patrimonio Cultural de la Humanidad. Resolución de la UNESCO del 1 de diciembre de 1999*

Av. 12 de Abril, Ciudadela Universitaria, Teléfono: 405 1000, Ext.: 1311, 1312, 1316

e-mail [cdjbv@ucuenca.edu.ec](mailto:cdjbv@ucuenca.edu.ec) casilla No. 1103

Cuenca - Ecuador



## **AGRADECIMIENTO**

A mi familia, en especial a mi madre que ha sido un apoyo constante. A los docentes de mi carrera, a la Economista Mercy Orellana nuestra directora y a todos los amigos que he hecho en el camino. Muchas Gracias.

**PAÚL**



## AGRADECIMIENTO

Quiero agradecer a mis padres, por guiarme en cada paso emprendido y sobre manera por creer en mí. A mi hermana *Pachi* y a toda mi familia por el apoyo que siempre me han brindado. A la economista Mercy Orellana, por dirigir esta investigación y brindar sus conocimientos. A mi amigo Paúl Arias, por su amistad y por todo su apoyo. A todos, Gracias.

**KARLA**



**DEDICATORIA**

Dedico este trabajo a mi familia, a Elvia, Jaime y Pichu.

**PAUL**



**DEDICATORIA**

Dedico este trabajo a Zoila, Ángel, Patricia. Y a mi angelito del cielo (María)

**KARLA**

## **INTRODUCCIÓN**

En este trabajo se calcula la probabilidad de un individuo de encontrarse en un estado de desempleo en base a sus características, sin olvidar que el desempeño macroeconómico y las condiciones del mercado laboral resultan también de suma importancia.

En el primer capítulo contiene un repaso de algunos hitos significativos en el periodo de estudio relacionados al mercado de trabajo que permiten entender las condiciones en las que se realizan los acuerdos laborales en el país, entiéndase, contexto, restricciones, etc.

En el segundo capítulo se realiza el planteamiento econométrico tomando un modelo que incorpora variables microeconómicas y se estima la probabilidad de estar desempleado de los individuos en varios cortes transversales usando modelos de elección discreta (logit y probit). Además se utiliza un modelo de probabilidad lineal que permite analizar el intercepto, el cual al recoger la parte que no se explica por las variables microeconómicas permite incorporar al análisis el desempeño macroeconómico.

En el tercer capítulo se analizan los resultados obtenidos que reflejan los efectos marginales de cada variable que influyen en la probabilidad de desempleo, mientras que el resultado del intercepto después de compararlo con algunas variables refleja que no recoge el desempleo macroeconómico real de la economía para el caso ecuatoriano.

En el cuarto capítulo se encuentran las conclusiones correspondientes a la presente investigación.



# CAPÍTULO I

## ANTECEDENTES HISTÓRICOS DEL DESEMPLEO EN EL ECUADOR





## CAPÍTULO I

### 1.1 ANTECEDENTES HISTÓRICOS DEL DESEMPLEO EN ECUADOR

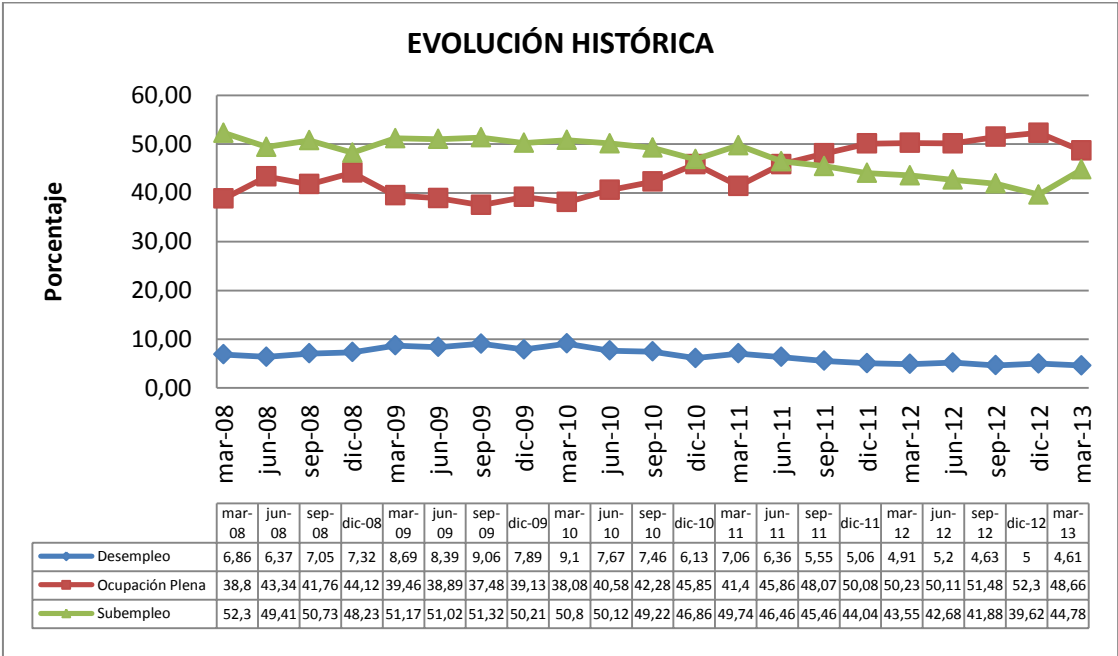
La llegada al poder de un gobierno de corte socialista en 2006 significó la instauración de una Asamblea Constituyente en el año 2008, la cual además de redactar una nueva carta magna emitió varios mandatos incluido uno que afectó directamente al mercado laboral (Asamblea Constituyente de Montecristi). En el año 2008 se puede apreciar una ligera tendencia a la alza de la tasa de desempleo, producto de la entrada en vigencia del mencionado mandato. En los tres primeros trimestres del año 2009 se observan las tasas de desempleo más altas de todo el periodo de estudio, dicho aumento se explica por la crisis financiera que afectó al mundo, como consecuencia el país experimentó una reducción de sus exportaciones, y se observa una recuperación en el último trimestre de ese año. Las políticas de corte keynesiano implementadas en el periodo de crisis contribuyeron a que la tasa de desempleo no aumente. Se realizaron diferentes inversiones en sectores como la construcción o infraestructura vial lo cual contribuyó al empleo. A partir de marzo de 2011 se observa una tendencia a la baja llegando a un mínimo de 4,61 % en el primer trimestre del año 2013.

La evolución de las tasas de desempleo, subempleo y ocupación se puede apreciar en el gráfico N° 1<sup>1</sup>

---

<sup>1</sup> Ver Anexo N° 1

GRÁFICO N° 1: DESEMPLEO, OCUPACIÓN Y SUBEMPLEO



Fuente: INEC. Elaboración propia.

A continuación algunos hitos importantes al respecto en el periodo de estudio:

- 2008**

Ecuador fue uno de los estados de América Latina con la menor reducción de desempleo según la Organización Internacional del Trabajo OIT (Organización Internacional del Trabajo). La explicación de este moderado descenso puede encontrarse en la eliminación de la intermediación y la tercerización laboral ordenada por la Asamblea Constituyente de Montecristi.

El país cerró el año con una tasa de desempleo de 7,32% y con 48,23% de subempleo.



- **2009**

Año en el cual el país se vio afectado por la crisis financiera, entre los factores que aumentaron la tasa de desempleo están la caída de las exportaciones, la baja reactivación de la actividad productiva y a la disminución de las remesas de los migrantes, (Banco Central del Ecuador) para contrarrestar tal situación el Gobierno se alistó a realizar una inversión pública de 2.100 millones de dólares orientados al empleo masivo (Borja 2009).

Ecuador cerró el año con una tasa de desempleo de 7,89 % mientras que el subempleo se ubicó en 50,21 %.

- **2010**

Se aprecia una recuperación en la calidad de empleo que se puede medir a través de la inclusión del trabajador en los registros del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social. La tasa de desempleo se reduce respecto al año anterior lo cual es un indicio de recuperación de la crisis (Villacís). A diciembre de 2010 el desempleo cerró con una tasa de 6,13%. El desempleo presentó una tasa más baja en relación al año anterior, ubicándose en el 46,86%.

- **2011**

La disminución de la tasa de desempleo ocurre en un momento de alto crecimiento económico, el mismo que alcanzó el nueve por ciento en el tercer trimestre de 2011. Se cerró el año con una tasa de desempleo de 5,06% y un subempleo de 44,04%. El gobierno pudo sostener un alto gasto público (Cámara de Comercio de Guayaquil) sustentado en históricos precios del petróleo (International Monetary Fund).



- **2012**

El país atraviesa un buen momento, producto del dinamismo económico que está logrando lo cual se refleja en la reducción de la tasa de desempleo a 4,6% a septiembre de dicho año cerrando finalmente en 5%. Aproximadamente 8 de cada 10 empleos son generados por el sector privado. Mientras 6 de cada 10 personas “ocupadas plenas” están afiliadas al IESS (Instituto Nacional de Estadísticas y Censos). El subempleo disminuyó nuevamente ubicándose en 39,62%.

- **2013**

Se registra la tasa de desempleo más baja de las últimas décadas. Un aspecto a destacar es la inclusión de más de 12 mil jóvenes con pasantías pagadas en el sector privado y los proyectos de inclusión para cerca de 51 mil personas con discapacidades (Instituto Nacional de Estadísticas y Censos). Según datos del Instituto Ecuatoriano de Estadísticas y Censos a marzo de 2013 la tasa de desempleo en el país fue 4,61%. A pesar de la baja tasa de desempleo, el subempleo subió con respecto al año anterior a 44,78%.

## **1.2 MARCO TEÓRICO**

### **1.2.1 Antecedentes Teóricos**

#### **1.2.1.1 Conceptos y definiciones relacionadas al mercado de trabajo**

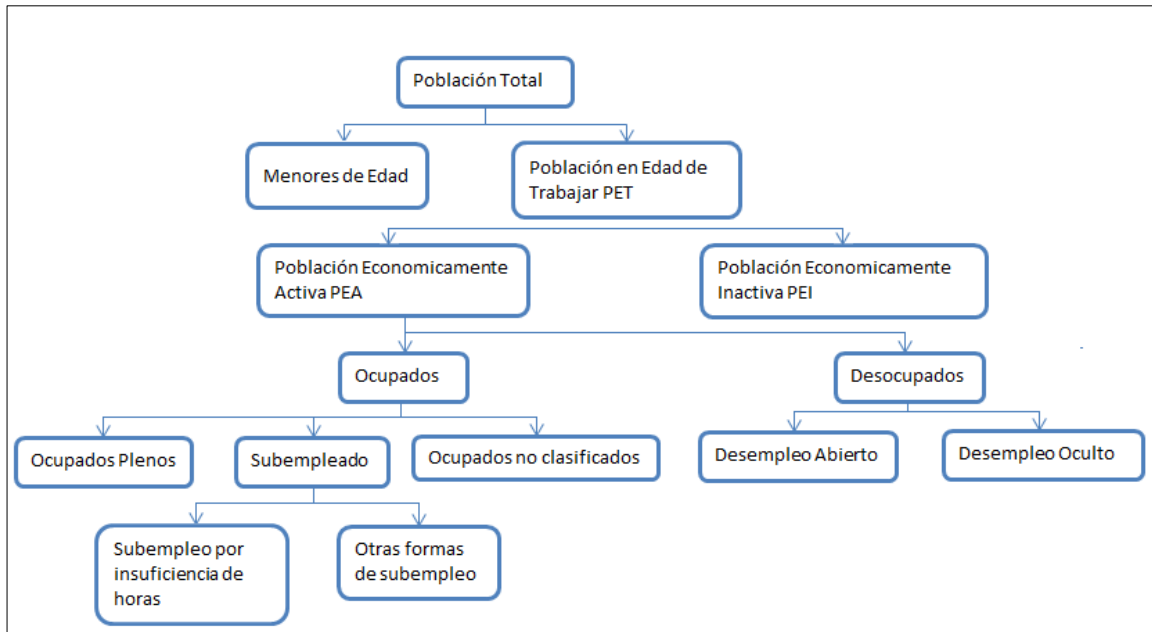
##### **La relación con el mercado de trabajo**

Los individuos se relacionan con el mercado de trabajo a través de dos vías: o bien deciden insertarse en el mercado de trabajo, o bien deciden

permanecer fuera de él. Aquellos que desean incorporarse a la actividad económica pueden lograrlo o no.(Chitarroni). En base a estas decisiones se puede clasificar a la población en grupos.

### Clasificación de la población<sup>2</sup>

#### GRÁFICO N° 2: METODOLOGÍA DE CLASIFICACIÓN DE LA POBLACIÓN<sup>3</sup>



Fuente: INEC. Elaboración propia.

### 1.2.2 Teorías Económicas del Mercado de Trabajo

El mercado de trabajo en su conjunto ha sido estudiado en términos micro y macroeconómicos, y a su vez por el lado de la oferta y de la demanda. En el caso del de desempleo en particular se observa una situación similar: el problema del desempleo se ha abordado en términos micro y

<sup>2</sup> Ver metodología del INEC de Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, para construcción de variables.

<sup>3</sup>Para revisar el glosario de términos de la Clasificación de la Población, ver el Anexo N° 2

macroeconómicos pero de forma aislada. Estudios relacionados al mercado laboral que han sido realizados en otros países servirán de guía a la presente investigación en la que se incluyen variables microeconómicas junto a un componente macroeconómico. Para ello, utilizando evidencia empírica, disponemos de un modelo econométrico que nos permitirá establecer los determinantes de la probabilidad de estar desempleado. Primero se realizará un breve repaso de algunas teorías del mercado de trabajo, por el lado de las teorías derivadas del *laissez faire* tales como las concepciones neoclásica y monetarista, por el lado de la demanda se repasa la teoría keynesiana, por el lado de la oferta se revisa la teoría del ciclo real de los negocios, la teoría del capital humano y la teoría de la selección, y por último un enfoque que examina componentes microeconómicos de los individuos como la teoría de la búsqueda.

#### 1.2.2.1 La teoría neoclásica

La teoría neoclásica categoriza al trabajo como un factor de producción como cualquier otro, por lo que el enfoque del mercado de trabajo es similar al del resto de bienes.

De acuerdo con el principio de utilidades marginales el empleador buscará siempre maximizar los beneficios en el punto en el que el ingreso marginal del trabajo sea igual a su costo marginal. Dicho de otra manera: cuando el beneficio de contratar un trabajador adicional se iguale con el costo que representa dicha contratación. En un mercado sin intervención de ningún tipo, los precios del factor trabajo son flexibles, lo cual deriva a una situación de pleno empleo en la cual los salarios se fijan de acuerdo a la productividad del trabajador, el mercado se encarga de ajustar automáticamente cualquier variación no forzada de los salarios lo cual conduce al equilibrio y al pleno empleo de los factores productivos.



Cuando se introducen normativas y regulaciones se producen distorsiones de mercado, es así que no se recomienda la introducción de salarios mínimos que estén sobre la productividad del trabajador, así como de regulaciones en general que encarezcan el despido y eviten que los mercados se vacíen.

#### 1.2.2.1.1 Modelo Ocio-Consumo

El mercado laboral es aquel en el cual el factor trabajo se ofrece por parte de los individuos y se lo demanda por parte de las empresas. Al igual que los otros insumos de la producción el trabajo tiene un precio que viene a ser el salario real que recibe el individuo a cambio de dedicar un determinado número de horas de trabajo a una actividad. La siguiente sección está basada en el texto *Microeconomía Intermedia* de Vial y Zurita, del 2007.

La decisión de un individuo de ofrecer su trabajo es el resultado de maximizar su función de utilidad, es decir, partiendo de las preferencias y las elecciones de un individuo sobre el tiempo, se crea una función de utilidad definida como:

$$utilidad = u(x, h)$$

En donde

$x \rightarrow$  el consumo de bienes y servicios diversos, los cuales requieren tiempo y recursos monetarios.

$h \rightarrow$  las horas que no se trabaja (ocio) en un período determinado de tiempo.

El individuo posee un conjunto de posibilidades definido por: 1) Ingreso no laboral ( $z$ ) y un salario de mercado  $w_l$  junto con el precio de los bienes ( $p$ ). Estos determinan su restricción presupuestaria. 2) Su disponibilidad de

tiempo, el mismo que puede dedicar al trabajo ( $l$ ) o al ocio ( $h$ ). A esto se denominará restricción de tiempo.

Para alcanzar el óptimo, el individuo debe maximizar su función de utilidad que podemos definir como:

$$\max u = u(x, h)$$

Sujeto a la restricción de presupuesto viene dado por:  $px \leq z + lw_l$  mientras que la restricción de tiempo viene dada por:  $l + h = T$  despejando  $l$  tenemos que  $l = T - h$  reemplazando  $l$  en la primera restricción tenemos:

$px \leq z + (T - h)w_l$ ,  $px \leq z + Tw_l - hw_l$  por tanto las restricciones se definirían de la siguiente manera:

$$px + hw_l \leq z + Tw_l$$

$$x, (T - h), h \geq 0$$

En donde  $z + Tw_l$  representa el ingreso completo del individuo ya que además de sus ingresos no laborales ( $z$ ), dispone de la máxima cantidad de ingresos que podría obtener trabajando.

Utilizando las condiciones de Kuhn-Tucker encontraremos la asignación óptima de Ocio-Trabajo. Para ello, escribimos el lagrangeano como:

$$\mathcal{L} = u(x, h) + \lambda_1(z + Tw_l - px - hw_l) + \lambda_2(T - h)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x} = ux - \lambda_1 p &\leq 0 & \text{chc } \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x} x &= (ux - \lambda_1 p)x = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial h} = uh - \lambda_1 w_l - \lambda_2 &\leq 0 & \text{chc } \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial h} h &= (uh - \lambda_1 w_l - \lambda_2)h = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_1} = z + Tw_l - px - hw_l &\geq 0 & \text{chc } \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_1} \lambda_1 &= (z + Tw_l - px - hw_l)\lambda_1 = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_2} = T - h &\geq 0 & \text{chc } \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_2} \lambda_2 &= (T - h)\lambda_2 = 0 \end{aligned}$$



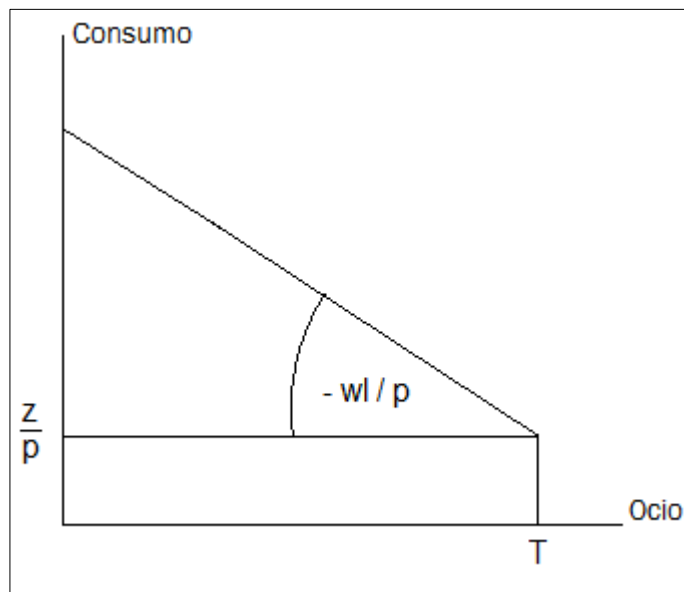
Dado que analizaremos la oferta de trabajo, nos enfocamos en los casos en que:

$$x > 0 \text{ Por lo que se debe cumplir } ux - \lambda_1 p = 0$$

$$h > 0 \text{ Por lo que se debe cumplir } uh - \lambda_1 w_l - \lambda_2 = 0$$

Ahora analizaremos los dos casos posibles respecto de las horas de ocio del individuo. El primer caso  $h < T$  (individuo decide trabajar) y el segundo  $h = T$  (individuo decide no trabajar). Gráficamente, el problema se puede representar como la búsqueda de la curva de indiferencia más alta que el individuo puede alcanzar, dadas las restricciones de presupuesto y de tiempo que se observa en el gráfico N° 3 (Vial y Zurita).

### GRÁFICO N° 3: RESTRICCIÓN PRESUPUESTARIA EN ELECCIÓN DE HORAS DE TRABAJO.



Fuente: Elaboración propia.

**Caso 1:**  $h < T$ : Sabemos que  $\lambda_2 = 0$  por lo que se obtiene las siguientes condiciones:

$uh - \lambda_1 w_l = 0$  y  $ux - \lambda_1 p = 0$  Y estas condiciones se pueden escribir como:

$$\frac{uh}{ux} (TMS) = \frac{w_l}{p} (\text{costo de oportunidad})$$

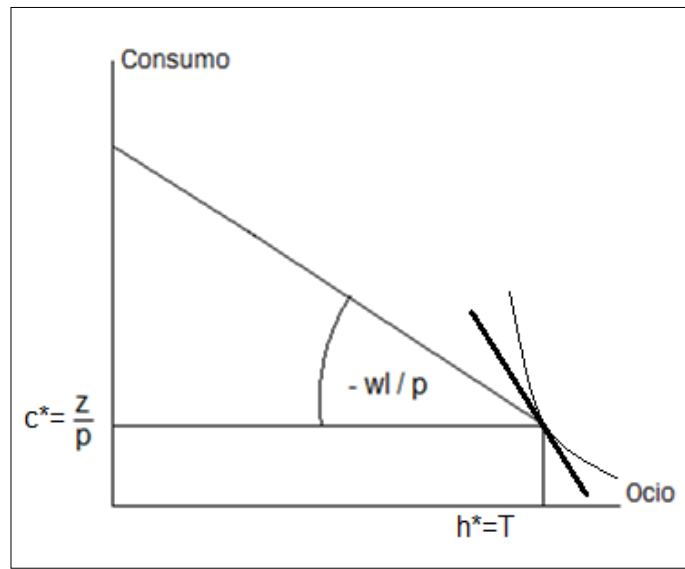
Es decir, encontramos el óptimo igualando la tasa marginal de sustitución al costo de oportunidad.

**Caso 2:**  $h = T$  ( $l = 0$ ) Sabemos que  $\lambda_2 \geq 0$ . Se obtiene la condición  $uh - \lambda_1 w_l - \lambda_2 = 0$  ahora implica:  $uh - \lambda_1 w_l = \lambda_2 \geq 0$ . Al considerar la primera condición  $ux - \lambda_1 p = 0$ , obtendríamos:

$$\frac{uh}{ux} \geq \frac{w_l}{p}$$

Lo que significa que el individuo no trabaja si la TMS es mayor que el costo oportunidad. En el gráfico N° 4 (Vial y Zurita) observamos esta situación.

#### GRÁFICO N° 4: CASO EN EL QUE EL INDIVIDUO DECIDE NO TRABAJAR



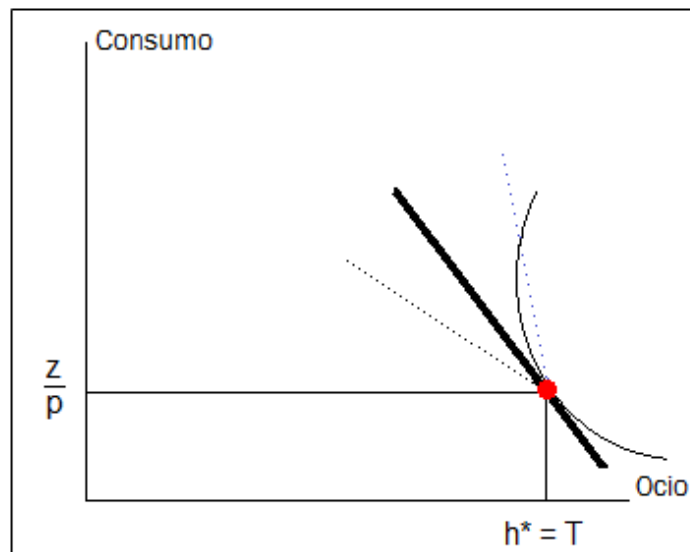
Fuente: Elaboración propia.

Existe un salario al que denominaremos  $w^*l$ , que define el paso del caso 1 al caso 2. Para un salario real  $\frac{w_l}{p} > \frac{w^*l}{p}$  el individuo decidirá trabajar, mientras que bajo un salario menor decidirá no trabajar. Dicho salario recibe el nombre de “salario de reserva”. Para el caso que hemos estado analizando, considerando el salario real de reserva  $wl^*$  corresponde a la TMS evaluada en punto  $h=T$ ,  $x=z/P$ . Para cualquier salario más alto el individuo decidirá trabajar y para cualquier salario más bajo decide no trabajar.

Recordemos que como señalan Vial y Zurita “En principio, la TMS puede ser decreciente (...) o creciente. La TMS es en sí misma una función de  $x_1$  y  $x_2$ , esto es, su valor depende de cuál sea la canasta que inicialmente estamos modificando. El que la persona se sienta inclinada a trabajar por un salario bajo si es pobre no significa que también lo hará si es rica.”(Vial y Zurita).

Podemos observar esta situación en el gráfico N° 5 (Vial y Zurita). Individuo decide trabajar (línea punteada superior). Si es menor, decide no trabajar (línea punteada inferior).

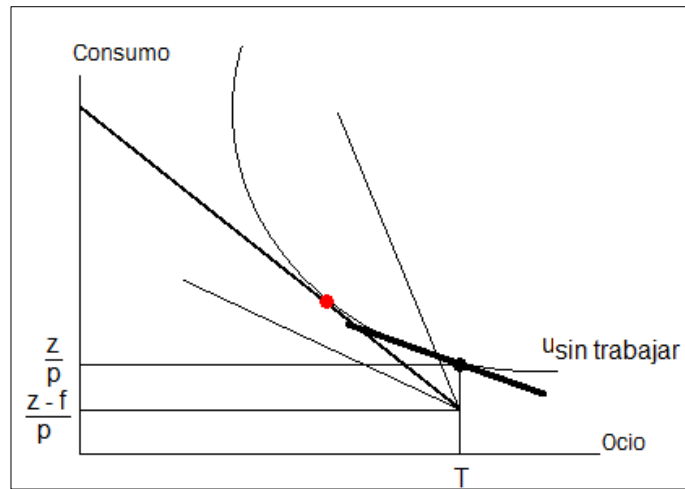
## GRÁFICO N° 5: SALARIO DE RESERVA



Fuente: Elaboración propia.

Consideremos que existe un costo fijo ( $f$ ) asociado a trabajar (ej. Costo de transporte que no depende de las horas trabajadas). Vamos a tener un salario de reserva más alto al indicado por  $h=T$  y  $x=z/p$ . En el gráfico N° 6 (Vial y Zurita) observamos que el salario de reserva es mayor que el indicado por la TMS evaluada en  $h=T$  y  $x=z/p$  marcada por la línea gruesa.

## GRÁFICO N° 6: SALARIO DE RESERVA CON COSTO FIJO DE TRABAJAR



Fuente: Elaboración propia.

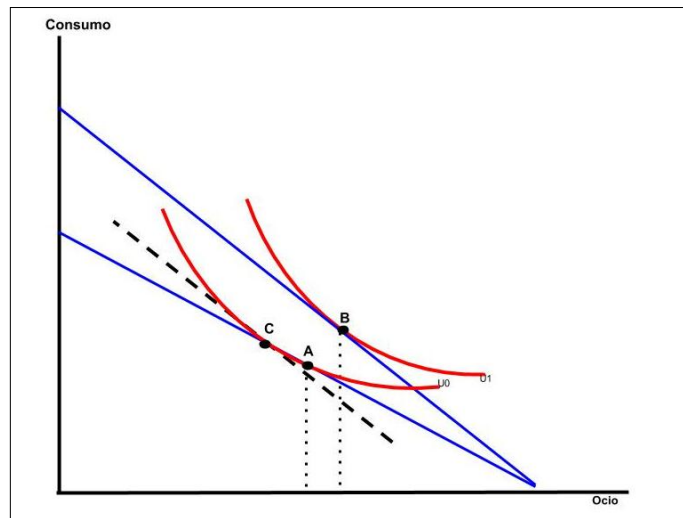
### Efectos Renta y Sustitución de una variación del salario real

Esta sección se basa en el texto *Teoría Microeconómica* de Walter Nicholson, la cual ilustra que la preferencia por horas de ocio y trabajo varía en cada individuo. El salario viene a ser el costo de oportunidad de ocio, por tanto un aumento de salario incrementa el “precio” del ocio. Los efectos de la variación del salario pueden ser explicados a través del efecto sustitución y del efecto renta. Con la cantidad fija de tiempo disponible, un aumento de salario aumenta el coste de oportunidad del ocio y por tanto se pensaría que se reduce el número de horas destinadas a ocio. Por otro lado, la variación en la renta derivada en un aumento del salario tiende a aumentar la demanda de horas de ocio. Evidentemente estos dos efectos, sustitución y renta, tienen efectos diferentes en la cantidad de horas de trabajo y de ocio consumidas por el individuo. El modelo ocio-consumo ilustra las implicaciones de cada efecto sobre la cantidad de horas consumidas.

Por un lado el efecto sustitución: ante un aumento en el salario real, el costo de oportunidad del ocio aumenta, es decir, cada hora de ocio ahora es

más cara. Por lo tanto el individuo ahora trabajará más horas. Por otro lado, el efecto renta (ingreso) actúa de manera contraria: un aumento en la renta real del individuo aumentará su demanda por ocio. Dicho de otra manera, con un mayor salario real el individuo puede mantener su nivel de consumo con menos horas de trabajo, por tanto demanda más horas de ocio. En el gráfico N° 7 (Nicholson 618) el efecto sustitución, es el movimiento del punto A al punto C. El efecto ingreso es el movimiento del punto C al punto B.

### GRÁFICO N° 7: EFECTO INGRESO Y EFECTO SUSTITUCIÓN



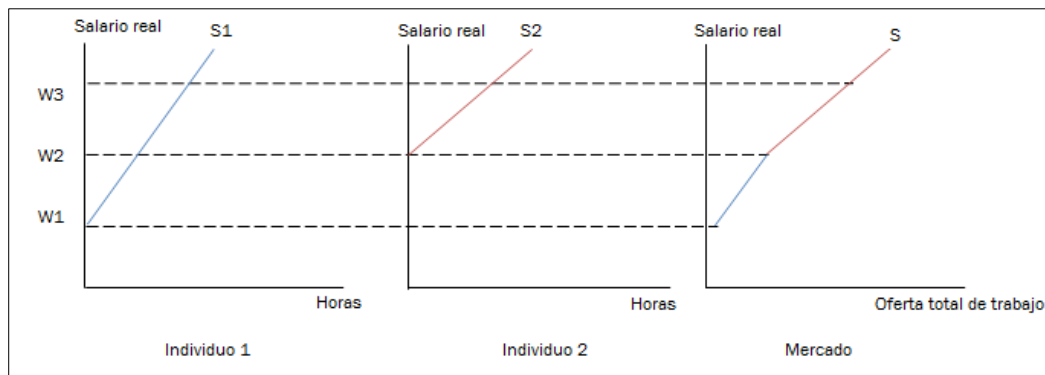
Fuente: Elaboración propia.

### La curva de oferta de trabajo

A partir de las decisiones de cada individuo de ofertar trabajo se puede ilustrar la construcción de la curva de oferta de trabajo. El gráfico N° 8 (Nicholson 624) muestra que para un salario real inferior a  $w_1$ , ningún individuo decidirá trabajar. Si el salario fuese superior a  $w_1$  el individuo 1 decidirá entrar en el mercado de trabajo. Pero siempre que el salario sea inferior a  $w_2$ , el individuo 2 no trabajará. Cuando el salario sea superior a  $w_2$

ambos individuos participarán en el mercado de trabajo. A medida que aumenta el salario hay dos razones por las que puede aumentar la oferta de trabajo. Primero, mayores salarios reales hacen que cada individuo en el mercado trabaje más horas. Segunda, cuanto mayor sea el salario habrá más individuos que entren en el mercado. El aumento o reducción de la oferta de trabajo depende de las magnitudes de los efectos sustitución y renta. Si el primero es mayor entonces el individuo aumenta su oferta de trabajo.

### GRÁFICO N° 8 CURVA DE OFERTA DE TRABAJO DE MERCADO



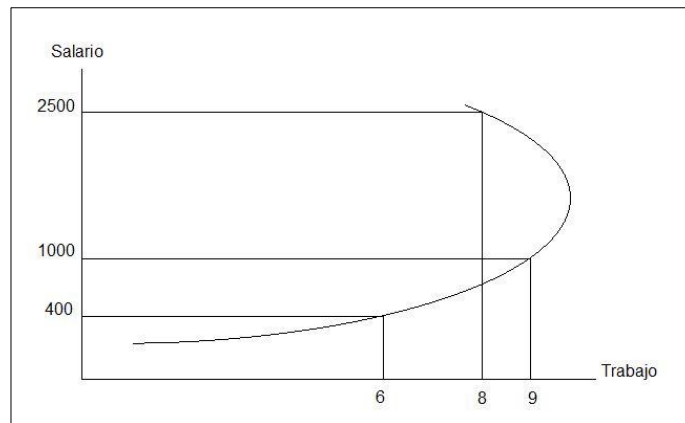
Fuente: Elaboración propia.

Teóricamente no es posible determinar cuál de los dos efectos será mayor en cada individuo debido a que se trata de una cuestión empírica, sin embargo se puede intuir que mientras menos horas de ocio pueda disfrutar un individuo (más escaso sea), mayor será la valoración subjetiva que le asigne al ocio.

La manera de explicar el comportamiento de la curva de oferta ante variaciones en los salarios es pensar en el caso de un individuo que oferta trabajo, con el supuesto de que el sujeto puede elegir las horas que desea trabajar. Un aumento en los salarios reales haría más caro el precio del ocio, por tanto la oferta laboral del individuo aumenta produciéndose el conocido

efecto sustitución. Continuos aumentos de salario harían que el individuo aumente las horas de trabajo ofrecidas, sin embargo en un determinado punto el individuo puede cambiar su decisión de incrementar su oferta laboral, y utilizar la renta adicional que obtiene por los altos salarios en comprar más horas de ocio, el cual por ser escaso tiene una valoración mayor, por lo tanto reduce su oferta de horas de trabajo lo cual cambia la pendiente de la curva de oferta, como se aprecia en el Gráfico N° 9 (Aguiló 16).

### GRÁFICO N° 9: COMPORTAMIENTO DE LA CURVA DE OFERTA LABORAL



Fuente: Elaboración propia.

Ecuador pasó de tener un ingreso medio bajo a tener un ingreso medio alto en el año 2010 (Banco Mundial), este cambio se da en medio del periodo de estudio de esta investigación, sin embargo debemos notar que el Ingreso Nacional Bruto está aún por debajo del promedio latinoamericano y del mundial, por lo que se podría intuir que el efecto sustitución sea mayor al efecto renta, el efecto renta puede ser superior con determinado salario al cual el individuo lo valora como "suficientemente alto" como para demandar ocio. Esto último podría considerarse menos probable, es decir, un aumento en los salarios reales del ecuatoriano promedio lo incentivaría a aumentar su oferta laboral debido al encarecimiento del ocio. No obstante "en presencia de





una curva de oferta de trabajo negativa, sería imposible determinar el nivel de empleo y el salario real de equilibrio. En este escenario, en consecuencia, no habría mercado laboral, en sentido estricto. Esta indeterminación teórica dificulta, como se demostrará, la construcción de un modelo de predicción del comportamiento de la oferta de trabajo.”(Aguinaga y Criollo).

### **1.2.2.2 La teoría monetarista**

Para la teoría monetarista existe una tasa natural de desempleo la cual es friccional al inicio, es decir, las personas se encuentran en desempleo porque se acaban de incorporar al mercado laboral o porque han renunciado a su trabajo voluntariamente para buscar otro mejor. La teoría monetarista aboga por disminuir las rigideces de los mercados laborales eliminando regulaciones e impuestos. Las políticas monetarias expansivas -bajo un escenario de expectativas adaptativas- tienen únicamente un efecto de corto plazo sobre el empleo debido a que se reducen los salarios reales de los trabajadores. El principio de expectativas adaptativas sugiere que los individuos al notar la reducción en los salarios reales tratarán de que estos vuelvan a subir (los individuos revisan sus expectativas) provocando un aumento del desempleo hasta niveles anteriores a la aplicación de la política monetaria, pero ahora con mayor inflación<sup>4</sup>, por tanto la tasa natural de desempleo es ahora la tasa de desempleo estructural más la tasa de desempleo friccional (Friedman 1968)

### **1.2.2.3 Teoría Keynesiana**

El enfoque keynesiano considera al desempleo como un problema macroeconómico e involuntario (Carrasco y Pardo) que puede paliarse mediante la manipulación científica de las variables macroeconómicas. Según esta concepción el pleno empleo supone que todos los que quieren trabajar al salario vigente pueden hacerlo. La existencia de desempleo se explica

---

<sup>4</sup> Teoría aceleracionista de la inflación

porque en recesión se produce una demanda insuficiente de bienes y servicios, tal demanda no puede absorber la mano de obra disponible. Al mismo tiempo la insuficiencia de demanda se explica por insuficiencia de inversión, y por disminución de la propensión marginal a consumir. Las medidas que se pueden utilizar según esta teoría para incrementar el empleo son las políticas monetarias y fiscales expansivas que estimulen el crédito, la inversión y el consumo. Es conocido el aporte de William Phillips y la llamada Curva de Phillips que relaciona el desempleo y los precios y según la cual las autoridades económicas pueden decidir si tolerar un inflación alta con bajo desempleo o viceversa: una inflación baja pero con altos niveles de desempleo. Posteriormente la experiencia demostraría que se puede llegar a una situación de alto desempleo y alta inflación: la estanflación.

#### **1.2.2.4 Teoría del ciclo real de los negocios**

Esta teoría afirma que el desempleo se produce debido a shocks en la oferta en el sistema económico, (Lucas y Sargent, 1981). Estos shocks son en general del tipo tecnológicos y relativos a la productividad que aumentan el empleo corriente y reducen el consumo de ocio actual.

Una innovación tecnológica deriva en un aumento de la productividad del capital al mismo tiempo "...un mayor rendimiento del capital incrementa la inversión y el empleo de personas con mayores conocimientos y productividad y permite una tasa más elevada de crecimiento sin que por ello aumente la inflación, como era tradicional en los anteriores ciclos expansivos."(De la Dehesa, La nueva economía y las teorías de los ciclos).

El aumento de la productividad del capital deriva en un aumento de la inversión mientras que el desempleo que se produce en aquellos sectores con tecnología obsoleta es ampliamente compensado por la creación de nuevo empleo en los sectores en los que se produce el shock de oferta, todo esto sin necesidad de intervención de las autoridades económicas ya que las

perturbaciones de oferta son un proceso de mercado, por lo que lo único que pueden hacer para estabilizar el ciclo real es “remover, al máximo, los obstáculos que existan para que las empresas y trabajadores puedan llevar a cabo su ajuste de la manera menos traumática.”(De la Dehesa, La nueva economía y las teorías de los ciclos reales).

Entre las críticas a esta teoría se encuentran aquellas que afirman que es difícil pensar que las perturbaciones de oferta afectan a toda la economía en igual medida sino es más factible pensar que cada sector se expone a shocks aleatorios distintos(Roca).

#### **1.2.2.5 Teoría del capital humano**

A nivel macroeconómico esta teoría considera a la mano de obra dentro de la función de producción, y se la considera como un factor de producción más. A nivel microeconómico, explica una relación de causalidad entre mano de obra, productividad y salarios, se llega a la conclusión de que a mayor formación la probabilidad de desempleo se reduce. La educación formal contribuye a que se desarrollen las habilidades y capacidades del individuo lo que incrementa su productividad. Los individuos con mayor capacidad tienen una mayor productividad marginal y esta representa un mayor salario. Según Becker (1983) al ser la educación un mecanismo para incrementar la productividad del individuo, los costes asociados a la educación se consideran como una inversión en capital humano.

#### **1.2.2.6 Teoría de la selección**

Arrow (1973) y Spence (1973) suponen que la educación no aporta al incremento en la productividad del individuo, más bien es una herramienta que permite a los empleadores clasificar a los buscadores de empleo, en un mercado con información imperfecta en función de su aparente capacidad productiva. Dado la falta de información de los empleadores sobre la productividad de los individuos, se tiende a estimar su capacidad, tomando

como referencia su titulación académica. Por tanto, la educación consiste en una especie de filtro en manos de los empleadores a la hora de seleccionar personal, por lo que aquellos individuos con menor educación tienen más probabilidad de quedarse en paro

### **1.2.3 Teoría de la búsqueda**

Las investigaciones previas desarrolladas por autores como John McCall (1970), y los ganadores del premio Nobel de Economía 2010, Peter Diamond, Dale Mortensen y Christopher Pissarides, han servido para estructurar un concepto de teoría de la búsqueda la cual estudia las implicaciones de las fricciones del mercado en el comportamiento económico y en el desempeño del mercado(Pissarides).

Partimos de un mercado de trabajo competitivo pero con información imperfecta (Mortensen, 1970), por tanto los trabajadores experimentan cierto grado de incertidumbre. Esta teoría señala que existen fallos de información en el mercado de trabajo, que hacen que los buscadores de empleo no estén bien informados sobre las vacantes laborales existentes, al mismo tiempo los empleadores no tienen conocimiento de cuantos individuos disponibles para trabajar existen, por tanto, la búsqueda de empleo va a requerir una inversión de tiempo y de recursos. El desempleo se va a producir porque a pesar de que los empleadores y los trabajadores saben de la existencia de oportunidades laborales, éstos no saben cómo y dónde localizarse mutuamente(Hendricks). Por tanto, a mayor imperfección de la información sobre vacantes de trabajo disponibles, mayor será el paro friccional.

Si un trabajador invierte más tiempo en la búsqueda de un empleo, sus costes por dicha búsqueda serán mayores, pero espera que estos sean cubiertos al encontrar un empleo bien remunerado. Se trata entonces de un desempleado que busca trabajo con el mejor salario, con información imperfecta porque desconoce donde hay vacantes y cuál es el salario

ofrecido, y restricciones de costes de búsqueda y tiempo disponible. Mortensen (1970) asume que el buscador de empleo va a recibir un número de ofertas de empleo ( $n$ ), entonces el individuo maximizará su función de salario ( $w$ ) de la siguiente manera:

$$w = \max[w_1 \dots w_n]$$

En donde la distribución de  $w_i$  es  $F(\cdot)$  para  $i = 1, 2 \dots n$ . Es importante notar que no recibir ninguna oferta de salario,  $n=0$  es una posibilidad también (D. Mortensen).

Así mismo es necesario recordar que la probabilidad de estar desempleado depende de la probabilidad de que el individuo reciba una oferta de trabajo y de la probabilidad de que acepte esa oferta de trabajo

### 1.2.3.1 Modelo teórico de búsqueda de empleo

Los modelos de búsqueda reconocen la existencia de asimetrías de información en el mercado de trabajo. El buscador de empleo establece un salario de reserva *mínimo*, este le va a permitir decidir aceptar o no una oferta de empleo (Mortensen, 1970 y McCall, 1970). Cabe resaltar que los modelos de búsqueda se fundamentan en los siguientes supuestos y su aplicación depende del propósito que busca la investigación (Vázquez, 2008): 1) el horizonte de vida es infinito; 2) existen costos asociados a la búsqueda; 3) no hay restricciones en el mercado de capitales; 4) no hay aprendizaje y los procesos son estacionarios 5) los buscadores cuentan con información sobre la probabilidad asociada a la función de distribución tanto de los salarios como de la cantidad de ofertas laborales; 6) todos los agentes inician en el estado de desempleo y eventualmente hacen su tránsito hacia el estado de empleo; y 7) el individuo es neutral al riesgo (Posada, 2007).

Partimos de la regla de decisión del buscador de empleo que se había abordado anteriormente,

$W_o < W_r \rightarrow$  Seguir buscando empleo

$W_o \geq W_r \rightarrow$  Aceptar el empleo

En donde:

$W_o \rightarrow$  salario ofrecido

$W_r \rightarrow$  salario de reserva

Siguiendo a Mortensen, se plantea lo siguiente:

$U_e(t)$  = flujo instantáneo de utilidad de estar empleado =  $w(t)$

$U_u(t)$  = flujo instantáneo de utilidad de seguir desempleado =  $-c$ .

En donde “c” es el coste instantáneo de búsqueda, por eso su signo negativo.

Cuando el análisis es estático, la regla de decisión óptima estaría dada por:

$U_e(t) > U_u(t)$

Mientras que un contexto dinámico y de incertidumbre, la regla es diferente e implica pensar en términos de valores esperados. Teniendo entonces:

$V_u$  es el índice de utilidad o valor esperado del vector de flujos de utilidad por seguir desempleado y  $V_e$  el vector de flujos de estar empleado.

Se debe elegir el estado que maximice el valor esperado del flujo de utilidades, es decir, aceptar la oferta si

$V_e > V_u$ .

Dado que la oferta se materializa en un salario  $w$ , la función de distribución acumulativa<sup>5</sup> será  $F(w)$ , y suponiendo una tasa de descuento intertemporal  $\rho$ , el índice de utilidad del empleo es:

$$V_e(w, c) = \frac{w}{\rho}$$

Cabe aclarar que el proceso de búsqueda se contextualiza en un período de tiempo continuo y pequeño  $h$ , a su vez el individuo incurre en un costo dado por el proceso de búsqueda, que al final se convierte en un flujo de utilidad denominado  $-ch$ . Interviene el azar, bajo el supuesto de que las ofertas salariales llegan según una distribución de Poisson<sup>6</sup> de parámetro  $\lambda$ . Dado esto el individuo recibe una oferta salarial con probabilidad igual a  $\lambda h$  o puede no recibirla con una probabilidad de  $1 - \lambda h$ . Se debe tener en cuenta que la probabilidad de recibir la oferta es  $\lambda h + O(h)$  para capturar la eventual posibilidad de que una nueva oferta llegue en  $h$ .

$O(h)$  Está definido de tal forma que:

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{O(h)}{h} = 0$$

Si se recibe la oferta interviene la elección racional del agente económico, si acepta recibirá un índice de utilidad de  $V_e(w, c)$  y si no lo acepta continuará con un índice de utilidad de  $V_u(w, c)$ . La regla de óptimo en el mundo dinámico será elegir el estado cuyo valor esperado, respecto a  $F(w)$  del flujo de utilidades sea máximo, esto es:

$$Ew(\text{Max}\{V_e(w), V_u(w)\})$$

<sup>5</sup> La función de distribución acumulada  $f(x)$  de la variable aleatoria discreta  $X$ , cuya distribución de probabilidad es  $p(x)$ , es la probabilidad de que la variable  $X$  sea menor o igual al valor  $x$ . (Mendoza y Bautista).

<sup>6</sup> Se le llama distribución de los "eventos raros" pues se usa como aproximación a la binomial cuando el tamaño de muestra es grande y la proporción de éxitos es pequeña. (Mendoza y Bautista)

El índice de utilidad de permanecer desempleado puede construirse a partir del principio de optimalidad de Bellman<sup>7</sup> para programación dinámica (Castillo, 2004). Recordando que los valores futuros deben tener un factor de descuento, en este caso se utiliza,

$$1 + \rho h$$

Llegando a que:

$$V_u = \frac{-ch}{1+\rho h} + \frac{(1-\lambda h)V_u}{1+\rho h} + \frac{\lambda h}{1+\rho h} Ew(Max\{V_e, V_u\}) + O(h) \quad (1)$$

El primer término incluye en el numerador el costo de la búsqueda de empleo al cual debemos descontarle  $(1+\rho h)$  en el denominador debido a que dicho costo es un valor futuro, es decir el primer término en su conjunto representa el valor descontado del costo de búsqueda. El segundo y el tercer elemento conforman un típico valor esperado de una binomial<sup>8</sup> puntual, en este caso del índice de utilidad si se recibe ó no una oferta salarial respectivamente, de igual manera incluyendo un factor de descuento para cada caso. La ecuación debe ser maximizada respecto al flujo esperado de utilidad, ya sea de emplearse o de permanecer desempleado.

Multiplicando la expresión (1) por  $(1 + \rho h)$ :

$$Vu + \rho h Vu = -ch + Vu - \lambda h Vu + \lambda h Ew(Max\{V_e, V_u\}) + (1 + \rho h) O(h)$$

<sup>7</sup>“Cualquier subsecuencia de decisiones de una secuencia óptima de decisiones que resuelve un problema también debe ser óptima respecto al subproblema que resuelve”.

<sup>8</sup> Es una de las distribuciones de probabilidad más útiles (control de calidad, producción, investigación). Tiene que ver con el experimento aleatorio que produce en cada ensayo o prueba uno de dos resultados posibles mutuamente excluyentes: ocurrencia de un criterio o característica específico (llamado éxito) y no ocurrencia de éste (llamado fracaso)



Agrupando a la izquierda para  $V_u$ :

$$hV_u(p + \lambda) = -ch + \lambda h Ew(\text{Max}\{V_e, V_u\}) + (1 + p h) O(h)$$

Dividiendo por  $h$ , tomando el límite cuando  $h$  tiende a cero y teniendo en cuenta que:

$$\lim_{h \rightarrow 0} (1 + p h) \frac{O(h)}{h} = 0. \text{ Se llega a:}$$

$$V_u(p + \lambda) = -c + \lambda Ew(\text{Max}\{V_e, V_u\}) \quad (2)$$

Teniendo en cuenta que:

$$\text{Max}\{V_e, V_u\} = V_u + \{V_e - V_u \cdot V_e > V_u\}$$

$$Ew(\text{Max}\{V_e, V_u\}) = V_u + Ew\{V_e - V_u | V_e > V_u\} \text{Prob}(V_e > V_u)$$

Recordando que  $V_e = \frac{w}{\rho}$  se llega a:

$$Ew(\text{Max}\{V_e, V_u\}) = V_u + Ew\left\{\frac{w}{\rho} - V_u \mid \frac{w}{\rho} > V_u \text{Prob}\left(\frac{w}{\rho} > V_u\right)\right\} \quad (3)$$

Factorizando  $\rho^{-1}$  en  $Ew$ :

$$Ew(\text{Max}\{V_e, V_u\}) = V_u + \rho^{-1} Ew\{w - \rho^{-1} V_u | w > \rho^{-1} V_u\} \text{Prob}(w > \rho^{-1} V_u) \quad (4)$$

Ahora de la definición de esperanza condicional:

$$Ew\{w - \rho^{-1} V_u | w > \rho^{-1} V_u\} = \frac{\int_{\rho^{-1} V_u}^{\infty} (w - \rho^{-1} V_u) f(w) dw}{\text{Prob}(w > \rho^{-1} V_u)}$$

De donde:

$$Ew\{w - p V_u | w > p V_u\} Prob(w - p V_u) = \int_{p V_u}^{\infty} (w - p V_u) f(w) dw \quad (5)$$

Introduciendo (5) en (4) y dado que  $dF(w)=f(w)dw$  se llega a :

$$Ew(Max\{V_e, V_u\}) = V_u + \rho^{-1} \int_{p V_u}^{\infty} (w - p V_u) f(w) dw \quad (6)$$

Llevando (6) a (2)

$$V_u (\lambda + \rho) = -c + \lambda V_u + \lambda \rho^{-1} \int_{p V_u}^{\infty} (w - p V_u) f(w) dw$$

Cancelando  $V_u \lambda$  se tiene:

$$V_u \rho = -c + \frac{\lambda}{\rho} \int_{p V_u}^{\infty} (w - p V_u) f(w) dw \quad (7)$$

En la expresión (7) se advierte que  $\rho V_u$  es creciente, en sí mismo, en tanto que el lado derecho es decreciente en  $\rho V_u$  en consecuencia existe solución única. Puesto que  $\rho V_u$  es el valor que iguala a  $w$ , se le conoce como salario de reserva y su relación con el salario ofrecido determina la probabilidad de estar o no desempleado.

Es así, como obtenemos el salario reserva, que supone igualar tanto los beneficios marginales como los costes marginales del proceso de búsqueda, este “salario” es una especie de salario mínimo o umbral, al cual el trabajador aceptará pasar de desempleado a empleado. En el proceso de búsqueda, el buscador de empleo va a observar una oferta salarial y va a compararla con los beneficios esperados de aceptar dicho empleo con los beneficios de no aceptarlo. Es decir, siendo  $W_o$  el salario ofrecido del mercado y  $W_r$  el salario de reserva, se crea la siguiente regla para el buscador de empleo:

$W_o < W_r \rightarrow$  Seguir buscando empleo

$W_o \geq W_r \rightarrow$  Acepta el empleo.



Esta regla supone que el buscador de empleo aceptará el empleo cuando el salario de oferta sea mayor a su salario de reserva, es decir siempre y cuando éste cubra todo los costes en los que el trabajador mediante un proceso de búsqueda incurrió. El trabajador continuará en su proceso de búsqueda cuando el salario que se le ofrece es menor a su salario de reserva, es decir, este no cubre sus beneficios esperados.

#### **1.2.4. Descripción de las investigaciones en las que se basa este trabajo**

Cristina Tipán (2004), en su tesis *Incidencia y Determinantes del Desempleo en el Ecuador* analiza la evolución del desempleo en el Ecuador e intenta encontrar las variables que explican el hecho de que una persona se encuentre desempleada. Para ello, primero hace un análisis descriptivo dividiendo a la población por grupos considerando sus características económicas. Luego de esta etapa se analiza a los individuos en los periodos 1998 y 2003. Se corre un modelo de probabilidad lineal para determinar que variables son más significativas. Las principales conclusiones de Tipán son que existe mayor probabilidad de estar desempleado si se posee un nivel de escolaridad bajo, si no tiene experiencia laboral ni especialización en un área específica. Las mujeres presentan mayor vulnerabilidad para el caso de las variables mencionadas.

Por otro lado, Maribel Castillo (2004) plantea un modelo para estimar la probabilidad de estar desempleado en el cual se basa este estudio, recoge componentes microeconómicos y analiza un componente macroeconómico en conjunto. Para ello utiliza variables que recogen las características microeconómicas del individuo. El término macroeconómico se obtiene del intercepto del modelo econométrico. Se corre el modelo por 3 métodos de estimación: Modelo de Probabilidad Lineal (MPL), Logit, y Probit, y se compara los resultados obtenidos.

Ahora, partiendo de Castillo (2004), analizamos como se modeliza la probabilidad de estar desempleado en el Ecuador. Para empezar tenemos la variable  $DESO_{it}$ , que va toma el valor de 1 para el individuo que continúa con la búsqueda de empleo, y cero para el individuo que decide aceptar el empleo, es decir es una variable dicotómica.

$$DESO_i \begin{cases} 1 \text{ individuo } i \text{ desempleado en el periodo } t \\ 0 \text{ individuo } i \text{ empleado en el periodo } t \end{cases}$$

Utilizando la teoría de la búsqueda, consideremos nuevamente la regla de decisión que habíamos planteado en el apartado anterior.

**Regla de decisión  
del buscador de  
empleo**

$$\begin{cases} W_o < W_r \rightarrow \text{Seguir buscando empleo} \\ W_o \geq W_r \rightarrow \text{Acepta el empleo} \end{cases}$$

Utilizando esta regla, se puede plantear los *salarios de reserva y ofrecido*, como las variables de las cuales va a depender DESO. Recordemos que la probabilidad de estar desempleado depende de la probabilidad de que el individuo encuentre un puesto de trabajo y de la probabilidad de que acepte trabajar. El salario de reserva va a estar asociado con las características del individuo, es decir a la probabilidad de que acepte trabajar en la vacante que encontró. Castillo (2004) utiliza las variables *parentesco*, *género*, y *otros ingresos no laborales*.

Se espera que la variable *parentesco* disminuya el salario de reserva ya que los jefes de hogar tienen un salario de reserva menor a los “no jefes de hogar”, debido a las responsabilidades que conlleva mantener el hogar y sus miembros. Castillo encuentra un signo negativo en este variable confirmando lo dicho previamente. Entonces esto daría lugar a que exista una menor probabilidad de que los jefes de hogar estén desempleados por las

obligaciones inherentes a su rol. Las responsabilidades de mantener el hogar hacen que el individuo no pueda permanecer mucho tiempo desempleado. Con la variable *sexo* se espera tener un signo negativo si es mujer y positivo si es hombre basándose en los resultados obtenidos por Tipán (2004) en el Ecuador y por Castillo (2004) en Colombia que en su estudio confirma que la probabilidad de estar desempleado disminuye si el individuo es hombre. La variable *otros ingresos no laborales* aumenta el salario de reserva del individuo, puesto que al tener otros ingresos no laborales puede financiar periodos más largos de búsqueda, y por lo tanto su probabilidad de estar desempleado es más alta. En el estudio se encontraron signos positivos en esta variable, aunque no significativos.

Ahora, por el lado del salario ofrecido utiliza variables sugeridas por la teoría del capital humano y la teoría de la señalización: Educación, Experiencia y experiencia al cuadrado, las cuales inciden en la probabilidad de que al individuo le ofrezcan un puesto de trabajo. Castillo (2004) considera en su modelo las siguientes: Educación, Experiencia, y experiencia al cuadrado.

En relación a la *educación*, teorías económicas como la del capital humano plantean que un individuo con un mayor nivel de educación es más productivo, lo que hace que el salario ofrecido sea mayor, y las probabilidades de estar desempleado disminuyan. De la variable *experiencia*, Castillo (2004) encuentra signos negativos por los tres métodos de estimación utilizados, esto debido a que la teoría sugiere que la experiencia (entiéndase habilidades y destrezas adquiridas en el trabajo) es una cualidad deseable para el empleador. Una persona capacitada es más productiva, esto hace que sus probabilidades de estar desempleado también disminuyan. La variable *experiencia al cuadrado* intenta capturar la no linealidad que existe entre edad y la probabilidad de estar desempleado y se espera un signo positivo para esta variable, ya que se supone que la experiencia inicialmente disminuye la



probabilidad de estar desempleado y alcanza un punto de quiebre a partir del cual dicha probabilidad comienza a incrementarse. Neuman y Weiss (1995), señalan que el capital humano se puede depreciar de dos maneras: En primer lugar por una *depreciación interna*: el paso del tiempo en sí mismo afecta las habilidades físicas y mentales de los individuos; por otro lado por una *depreciación externa*: cuando existen cambios externos en las condiciones de mercado, en especial cambios tecnológicos que provocan que los conocimientos adquiridos con anterioridad por los individuos pierdan utilidad o se vuelvan obsoletos(Murillo).



# CAPÍTULO II

## PLANTEAMIENTO ECONOMETRICO

## CAPÍTULO II

## 2.1 Planteamiento Econométrico

En el capítulo anterior se expusieron las variables que utilizamos en la investigación. Ahora descomponemos el modelo basándonos en el planteamiento teórico del modelo de búsqueda de empleo. Es decir, por un lado planteamos una ecuación en términos de salario ofrecido y por otro una ecuación en términos del salario de reserva, basándonos en la investigación de Castillo (2004). Se tiene:

$$W^o_{it} = \beta_0 + \beta_{1i}Totedu_{it} + \beta_{2t}Exper_{it} + \beta_{3t}Exper^2_{it} + u_{1i}$$

$$W^r_{it} = \beta_4 + \beta_{5t}Reljefe_{it} + \beta_{6t}Sexo_{it} + \beta_{7it}Ingnolabreal_{it} + u_{2i}$$

En donde  $\beta_0$  y  $\beta_4$  son los interceptos, y  $u_{1i}$  y  $u_{2i}$  son las perturbaciones aleatorias, los betas son los coeficientes. Observemos que la probabilidad de estar desempleado y la decisión de búsqueda de empleo vienen de la diferencia  $W^o_i - W^r_i$ , esta decisión nos dice que un aumento en el salario de reserva, aumenta la probabilidad de estar desempleado, y un aumento en el salario ofrecido disminuye dicha probabilidad. Por tanto:

$$DESO = 1 \rightarrow (W^r_i > W^o_i)$$

Reemplazando los coeficientes y las variables tenemos:

$$\begin{aligned} &\beta_4 + \beta_{5t}Reljefe_{it} + \beta_{6t}Sexo_{it} + \beta_{7it}Ingnolabreal_{it} + u_{2i} \\ &> \beta_0 + \beta_{1i}Totedu_{it} + \beta_{2t}Exper_{it} + \beta_{3t}Exper^2_{it} + u_{1i} \end{aligned}$$

Dejando las perturbaciones de un lado de la ecuación:

$$\begin{aligned} &\beta_4 + \beta_{5t}Reljefe_{it} + \beta_{6t}Sexo_{it} + \beta_{7it}Ingnolabreal_{it} - \beta_0 - \beta_{1i}Totedu_{it} \\ &- \beta_{2t}Exper_{it} - \beta_{3t}Exper^2_{it} > u_{1i} - u_{2i} \end{aligned}$$

Reemplazando términos



$$\alpha = \beta_4 - \beta_0$$

$$u_i = u_{1i} - u_{2i}$$

E incluyéndolos en la ecuación tenemos:

$$\alpha + \beta_{5t}Reljefe_{it} + \beta_{6t}Sexo_{it} + \beta_{7it}Ingnolabreal_{it} - \beta_{1i}Totedu_{it} - \beta_{2t}Exper_{it} - \beta_{3t}Exper^2_{it} > u_i$$

Expresando lo mismo de otra manera:

$$u_i < \alpha + \beta_{5t}Reljefe_{it} + \beta_{6t}Sexo_{it} + \beta_{7it}Ingnolabreal_{it} - \beta_{1i}Totedu_{it} - \beta_{2t}Exper_{it} - \beta_{3t}Exper^2_{it}$$

Dado que el objetivo es determinar la probabilidad tenemos:

$$Prob (DESO = 1) = Prob$$

$$(u_i < \alpha + \beta_{5t}Reljefe_{it} + \beta_{6t}Sexo_{it} + \beta_{7it}Ingnolabreal_{it} - \beta_{1i}Totedu_{it} - \beta_{2t}Exper_{it} - \beta_{3t}Exper^2_{it})$$

Si suponemos que los errores se distribuyen como una normal acumulada se obtiene el modelo probit. Pero si la distribución de los errores es logística, tenemos el modelo logit.

Para realizar la estimación por el método MPL (Castillo) expresa de manera más sencilla la ecuación econométrica de la siguiente manera

$$BDES_{it} = \alpha_t + \beta'X_{it} + u_{it}$$

En donde:  $\beta'$  es el vector de coeficientes

$X_{it}$ , es el vector de variables microeconómicas

$\alpha_t$ , es el coeficiente de naturaleza macroeconómica



Castillo señala que en el caso de  $\alpha_i$  cuando se utiliza el método de probabilidad lineal se debe interpretar este coeficiente como la probabilidad de los individuos de estar desempleados cuando las variables microeconómicas incluidas en el modelo son cero, es decir la naturaleza del intercepto es macroeconómica.

La idea de plantear la probabilidad de estar desempleado en términos microeconómicos y modelar el componente macroeconómico (por medio del intercepto) demuestra que detrás de todo componente micro viene uno de origen macro, y con esto se sostiene la idea de que la macroeconomía ha ido dando paso a la microeconomía y esta a su vez, se puede modelar sin dejar de lado lo macro. Castillo (2004) afirma que la probabilidad de estar desempleado se puede descomponer en dos efectos: uno microeconómico y otro macroeconómico. El primero, producto de decisiones individuales, y el segundo que es el común a todos los individuos.

Luego de realizar las tres estimaciones MPL, logit y probit se aísla el coeficiente macroeconómico que se interpreta a través del intercepto del modelo de probabilidad lineal MPL y este a su vez se contrasta con la tasa de desempleo y el producto interno bruto del Ecuador, para determinar con ello si su comportamiento es similar y si dicho coeficiente se mueve de acuerdo al agregado de la economía. Se anticipa semejanza en su comportamiento, y con ello se pretende corroborar la naturaleza macroeconómica del intercepto.



## **2.2 Metodología y Planteamiento de los Modelos de Probabilidad Lineal, Logit y Probit**

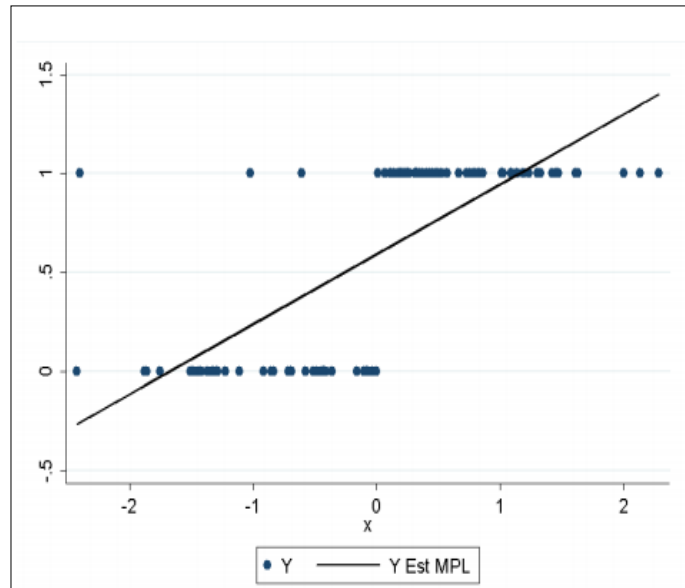
### **2.2.1 Modelos de Probabilidad: lineal, logit y probit**

#### **2.2.1.1 Modelo de Probabilidad Lineal MPL**

El modelo de probabilidad lineal se basa en los supuestos del modelo clásico MCO (Mínimos Cuadrados Ordinarios). Tanto MPL, como logit y probit se caracterizan por tener como regresada una variable dependiente binaria o dicotómica. La única diferencia entre el modelo clásico y el modelo de probabilidad lineal es que la variable dependiente puede tomar sólo dos valores, en lugar de ser continua.

“La distribución de la muestra en este tipo de modelos se caracteriza por configurar una nube de puntos de tal manera que las observaciones muestrales se dividen en dos subgrupos. Uno de ellos está formado por las observaciones en las que ocurrió el acontecimiento objeto de estudio ( $Y_i = 1$ ), y el otro, por los puntos muestrales en los que no ocurrió ( $Y_i = 0$ )” (Medina 5). Gráficamente tenemos:

## GRÁFICO N° 10: ESTIMACIÓN MODELO DE PROBABILIDAD LINEAL



Fuente: Rosales, Ramón y otros. *Intermediate Economics: Theory and applications*. Bogotá: Universidad de los Andes, 2010.

Para comprender el modelo tenemos la siguiente ecuación:

$$Y_i = X\beta + u_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

En la ecuación (1)  $Y_i$  es un vector que puede tomar el valor de 0 ó 1, que corresponde a la variable dependiente o regresada,  $X$  pertenece al conjunto de variables explicativas del modelo,  $\beta$  es el conjunto de coeficientes y  $u_i$  es un vector de errores. El objetivo de MPL es estimar mediante MCO, el valor esperado de la variable dependiente dados los valores de  $X$ . Puesto que  $Y_i$  es una variable dicótoma<sup>9</sup>, este resultado se debe interpretar como la probabilidad condicional que  $Y_i$  tome el valor de 1 supeditado a  $X$ . Es decir, (Gujarati 562-563)

$$E(Y_i|X) = \beta_1 + \beta_2 X_i$$

<sup>9</sup>Variable que toma el valor de 1 para un conjunto de observaciones y 0 para el resto de la muestra.

$$E(Y_i|X) = X\beta = P(Y_i = 1|X) \quad (2)$$

Dado que la probabilidad  $P_i$  debe encontrarse entre 0 y 1, se tiene la restricción:

$$0 \leq E(Y_i|X) \leq 1 \quad (3)$$

Es decir, la esperanza o probabilidad condicional deber encontrarse entre 0 y 1. *"Del análisis anterior, pareciera que los MCO pueden extenderse sin dificultad a modelos de regresión con variable dependiente binaria. Así que tal vez no haya ninguna novedad aquí. Desafortunadamente no es el caso, ya que el MLP plantea diversos problemas, (...):"*(Gujarati 563)

#### Problemas con el modelo de probabilidad lineal (Gujarati 564-566)

##### No normalidad de las perturbaciones $u_i$

El supuesto de normalidad para  $u_i$ , ya no se mantiene para el modelo de probabilidad lineal, porque al igual que la regresada  $Y_i$ , los errores  $u_i$ , solamente toma dos valores, esto significa que siguen la distribución de Bernoulli. Tenemos entonces:

$$u_i = Y_i - \beta_1 + \beta_2 X_i \quad (4)$$

Por tanto, la distribución de  $u_i$ , viene dada por:

	$u_i$	Prob
<b>Cuando</b> $Y_i = 1$	$1 - \beta_1 - \beta_2 X_i$	$P_i$
<b>Cuando</b> $Y_i = 0$	$-\beta_1 - \beta_2 X_i$	$(1 - P_i)$

(5)

Expuesto lo anterior, no puede suponerse que  $u_i$ , esté distribuida normalmente. Este resultado deja sin sustento teórico el supuesto de “distribución normal” de los errores que asume MPL. Por ello, es inadecuado formular un modelo lineal para estimar aquellos que tienen variable dependiente limitada. Este problema no es del todo crítico, puesto que los estimadores siguen siendo insesgados. Además, puede demostrarse que a medida que incrementa el tamaño de la muestra, los estimadores MCO tienden a estar normalmente distribuidos (Teorema del Límite Central).

### **Varianzas heterocedásticas de las perturbaciones**

Aún en el caso de que se cumpliesen las hipótesis de media y correlación nula en la perturbación aleatoria ( $E(u_i) = 0$  y  $E(u_i u_j) = 0$ ) para todo  $i \neq j$ , no se cumple la hipótesis de varianza constante, es decir, la perturbación aleatoria no es homocedástica. Cabe recordar, que para una distribución de Bernoulli, la media y la varianza teóricas son  $p$  y  $p(1-p)$  respectivamente, donde  $p$  es la probabilidad de éxito, lo que revela que la varianza es una función de la media. Por tanto, la varianza del error es heterocedástica.

### **No cumplimiento de $0 \leq E(Y_i|X) \leq 1$**

Dado que  $E(Y_i|X_i)$  mide la probabilidad condicional de que ocurra el evento  $Y$  dado  $X_i$ , esta debe encontrarse entre los valores 0 y 1. Sin embargo, no se garantiza que esta condición se cumpla. Existen dos formas de establecer si  $\hat{Y}_i$  estimado se encuentra entre 0 y 1. La primera es estimar el MPL por MCO y determinar si  $\hat{Y}_i$  estimado, efectivamente se encuentra entre 0 y 1. Si existen valores menores a cero, se supone que  $\hat{Y}_i$  es cero, si son mayores a 1, se supone que son 1. El segundo caso es diseñar una técnica de estimación que garantice que las probabilidades se encuentren entre 0 y 1.

Más adelante analizamos los modelos logit y probit, que garantizan que las probabilidades condicionales estimadas  $\hat{Y}_i$  se encuentran entre 0 y 1.

### **$R^2$ cuestionable como medida de bondad del ajuste**

La suma de los cuadrados de los residuos  $\sum(u_i)^2$  es más grande debido a la forma que se distribuye la nube de puntos de una variable dicotómica. Dado esto, el coeficiente de determinación se ve afectado por  $\sum(u_i)^2$ . El  $R^2$  que se obtiene en la estimación por MCO, es más pequeño de lo que realmente debería ser.

#### **2.2.1.2 Modelos Logit y Probit**

Esta sección se basa en los apuntes de Eva Medina y el libro de Ezequiel Uriel y Joaquín Aldás, acerca de la metodología en modelos Logit y Probit. Dado que el modelo de probabilidad lineal no es coherente con las predicciones teóricas, existen otras alternativas. Las más habituales son las de función de distribución logística o modelo logit y la de distribución de la normal tipificada o modelo probit.

##### **2.2.1.2.1 Modelo Logit**

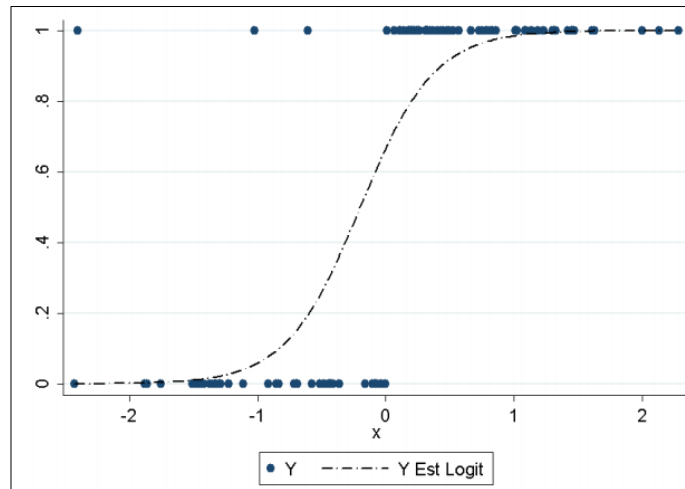
En el caso del modelo logit, la función utilizada es la logística, por lo que la especificación de este tipo de modelos es:

$$P(Y_i = 1|X) = F(X\beta) = \frac{e^{X\beta}}{1 + e^{X\beta}} \quad (6)$$

Como se puede observar en la ecuación (6) la probabilidad de que suceda un evento  $Y_i=1$ , no sigue una función lineal como en MPL, sino que tiene una función exponencial. Por lo tanto, el modelo logit garantiza

estimaciones dentro del rango 0 y 1. Gráficamente tenemos (Rosales, Perdomo y Morales 111):

**GRÁFICO N° 11: MODELO LOGIT**



Fuente: Rosales, Ramón, y otros *Intermediate Economics: Theory and applications*. Bogotá: Universidad de los Andes, 2010.

Podemos observar que la probabilidad predicha se encuentra dentro del rango  $[0,1]$  y la probabilidad no está linealmente relacionada con  $X\beta$ . Mientras que MPL supone que  $P_i$ , está linealmente relacionado con  $X_i$ , el modelo logit supone que el logaritmo de la razón de probabilidades está relacionado literalmente con  $X_i$ .

En cuanto a la interpretación de los parámetros estimados en un modelo logit, el signo de los mismos indica la dirección en que se mueve la probabilidad cuando aumenta la variable explicativa. Sin embargo, la cuantía del parámetro no coincide con la magnitud de la variación en la probabilidad. En el caso de los modelos logit, al no existir una relación lineal entre las variables explicativas y la probabilidad de ocurrencia del evento  $Y_i$ , cuando aumenta en una unidad la variable explicativa, los incrementos en la



probabilidad del evento  $Y_i$ , no son siempre iguales dado que dependen del nivel original de la misma.

#### 2.2.1.2.2 Modelo Probit

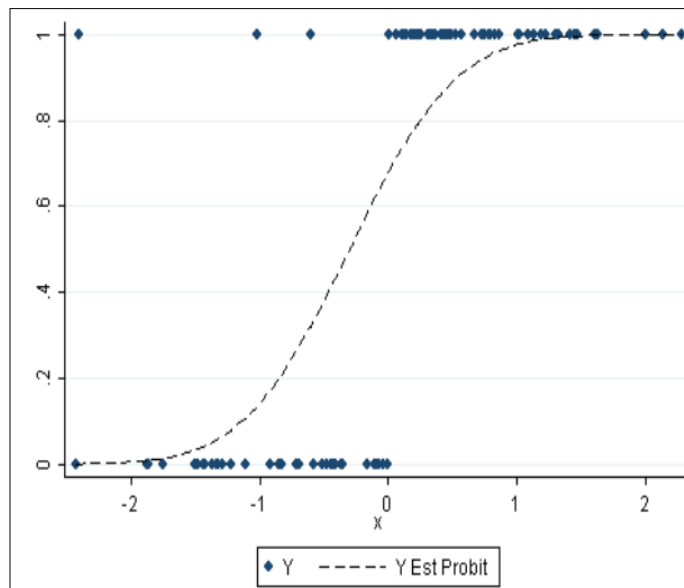
En este modelo, la función de distribución utilizada es la de la curva normal acumulada, podemos expresarlo de la siguiente forma:

$$P(Y_i = 1|X) = F(X\beta) = \int_{-\infty}^{X\beta} \phi(z) dz = \Phi(X\beta)$$

$$\phi(X\beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(X\beta)^2}{2}} \quad (7)$$

La ecuación anterior muestra que la probabilidad de que suceda el evento  $Y_i=1$ , está expresada a través de una función no lineal. En el siguiente gráfico (Rosales, Perdomo y Morales 113) podemos observar que las estimaciones mediante el modelo probit se encuentran dentro del rango (0,1).

**GRÁFICO N° 12: MODELO PROBIT**



Fuente: Rosales, Ramón, y otros *Intermediate Economics: Theory and applications*. Bogotá: Universidad de los Andes, 2010.



Este modelo se diferencia del modelo logit porque la distribución normal tiene los extremos ligeramente más angostos. Lo que supone que la probabilidad condicional se aproxima a cero a una tasa mayor (Greene, 2000).

### **2.2.1.3 Efectos marginales**

Para el MPL los resultados se interpretan como el cambio marginal de la probabilidad dado un cambio en el valor de una variable independiente. Por el contrario, los modelos logit y probit utilizan otra estructura el efecto de un cambio en  $X_{ij}$  sobre la probabilidad que un evento suceda, depende de  $X$  a través de la función de densidad de probabilidad. Por tanto, el cambio en el logaritmo de las probabilidades asociadas como resultado de un cambio en una variable independiente, manteniendo el resto de las variables explicativas constantes. Teniendo en cuenta que el efecto marginal es variable, lo que se hace es valorarlo con respecto al promedio de las variables.

### **2.2.1.4 Bondad de ajuste**

El  $R^2$  convencional en las estimaciones MCO, no es compatible con las estimaciones de los modelos probabilísticos. Esto se produce, puesto que no se tiene un ajuste acorde a la dispersión de los datos evidenciados en MPL. Por tanto, conviene usar indicadores como el p-seudo $R^2$  ( $R^2$  de McFadden), y el porcentaje de predicciones correctas(Gujarati).

## **2.3 Base de datos y construcción de las variables a utilizarse<sup>10</sup>**

### **2.3.1 Metodología de la ENEMDU**

La ENEMDU (Encuesta Nacional de Empleo y Desempleo Urbano) es una investigación orientada principalmente a obtener información sobre la población económicamente activa y sus características. Se inició en 1987 con

---

<sup>10</sup> Ver Anexos: N° 3 "Procesamiento Informático" y Anexo N° 4 "Depuración de los datos"

el propósito de desarrollar un sistema permanente de "encuestas de hogares de propósitos múltiples. Las primeras encuestas se refirieron a Quito, Guayaquil y Cuenca. En los años posteriores la muestra se amplió a las principales ciudades del Ecuador. Para 1990, 2000 y 2001 la cobertura fue nacional con muestras urbana y rural.(Instituto Nacional de Estadísticas y Censos).

### **Ruptura de la serie y principales cambios metodológicos:**

#### **Puntos a destacar**

1. La segmentación del mercado en la actualidad es: Sector Formal, sector Informal y Servicio Doméstico, antes era: Sector Moderno, sector Informal, Actividades Agrícolas y Servicio Doméstico. El sector de las actividades agrícolas ahora puede estar en el sector informal o en el formal.
2. La medición del Sector Informal se realiza a través de la legalidad: RUC y registros contables completos.
3. El tamaño del establecimiento es ahora de hasta 10 trabajadores, mientras que antes se consideraba hasta 5 trabajadores.
4. Se actualizan las definiciones en la medición del desempleo: Se construye una nueva clasificación de la ocupación
5. El periodo de referencia para la búsqueda de empleo es de cuatro semanas, anteriormente era de cinco.
6. Actualmente, del cálculo del desempleo oculto se excluye la categoría *No busca trabajo por oposición familiar o del cónyuge*.
7. En el cálculo del desempleo abierto no se considera la categoría *Está a la espera de un trabajo hoy*, es parte del desempleo oculto.

Para la presente investigación se utilizan datos trimestrales de esta encuesta. Para esta investigación se utilizarán los datos desde el primer trimestre del año 2008 hasta el primer trimestre del año 2013.

### 2.3.2 Variables utilizadas en la investigación

**TABLA N° 1: VARIABLES UTILIZADAS EN LA INVESTIGACIÓN<sup>11</sup>**

Variable	Descripción	Tipo	Valores
DESO	Indica la clasificación por ocupación	Dummy categórica	1 Desempleados 0 Empleados
SEXO	Indica el sexo del individuo	Dummy categórica	1 Hombre 0 Mujer
RELJEFE	Indica la relación con el jefe de hogar	Dummy categórica	1 Jefe/a de Hogar 0 No jefe/a
INGNOLABREAL	Suma de todos los posibles ingresos no laborales	Métrica	Cualquier valor
TOTEDU	Total de años de educación.	Métrica	Cualquier valor
EXPER	Proxy de la experiencia, recoge habilidades y destrezas	Métrica	Cualquier valor
EXPER2	Experiencia elevada al cuadrado	Métrica	Cualquier valor

Fuente: Elaboración propia.

<sup>11</sup>Ver Anexo N° 5 “Construcción de variable”



# CAPÍTULO III

## ANÁLISIS DE RESULTADOS

## CAPÍTULO III

### 3.1 Resultados obtenidos

Los datos para realizar la presente investigación se encuentran en la Encuesta Nacional de Empleo y Desempleo Urbano ENEMDU. En el periodo de estudio se utilizan datos trimestrales que van desde el primer trimestre del 2008 hasta el primer trimestre de 2013. La ecuación a estimar viene dada por:

$$DESO = \beta_0 + \beta_{1i}Totedu_{it} + \beta_{2t}Exper_{it} + \beta_{3t}Exper^2 + \beta_{4i}Reljefe_{it} + \beta_{5t}Sexo_{it} + \beta_{6it}Ingnolabreal_{it} + u_i$$

En donde recordamos que:

DESO = probabilidad de estar desempleado, toma el valor de “1” cuando el individuo *i* se encuentra en condición de desempleado y el valor de “0” para el caso contrario.

*Totedu* = Años de educación aprobados por el individuo

*Exper* = Variable proxy de la experiencia (edad-totedu-5)

*Exper*<sup>2</sup> = Experiencia al cuadrado que recoge el comportamiento decreciente de la experiencia

*Reljefe* = variable que toma el valor de 1 si el individuo es jefe de hogar y 0 para caso contrario.

*Sexo* = variable que toma el valor de 1 cuando el individuo es hombre y 0 si es mujer

*Ingnolabreal* = Ingresos no laborales reales a precios constantes de primer trimestre del año 2008

Se presentan los resultados de dichas estimaciones, tomando un periodo representativo para cada método. Se utilizaron las tablas de resultados correspondientes al primer trimestre del año 2010 para los tres

## UNIVERSIDAD DE CUENCA

métodos: logit, probit y MPL. En la tabla N° 2 se presentan coeficientes, efectos marginales y pruebas estadísticas. Además por cada variable presentamos un gráfico de efectos marginales<sup>12</sup> a través del tiempo para los modelos de probabilidad lineal, logit y probit.

### 3.2 Estimaciones e Interpretaciones<sup>13</sup>

A continuación se presenta la interpretación de los coeficientes para cada variable, para el efecto se han tomado 3 regresiones que se detallan a continuación.

**TABLA N° 2: RESULTADOS OBTENIDOS EN LOS PERIODOS REPRESENTATIVOS**

ESTIMACION LOGIT		ESTIMACION PROBIT		ESTIMACION MPL	
(2010 I TRIMESTRE)		(2010 I TRIMESTRE)		(2010 I TRIMESTRE)	
Variable	dy/dx	variable	dy/dx	Variable	dy/dx
totedu	-0,0028925*	totedu	-0,0029231*	Totedu	-0,0026403*
exper	-0,0064644*	exper	-0,0071768*	Exper	-0,0100155*
exper2	0,000074*	exper2	0,0000854*	exper2	0,00013*
sexo**	-0,0285646*	sexo**	-0,0297041*	Sexo	-0,033885*
reljefe**	-0,0222729*	reljefe**	-0,0237319*	Reljefe	-0,0158244*
ingnolabreal	0,0000875*	ingnolabreal	0,0001068*	ingnolabreal	0,0001132*
** dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1		** dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1		_cons	0,265507*
*significativa al 99%		*significativa al 99%		*significativa al 99%	
Número de Observaciones	11615	Número de Observaciones	11615	Número de Observaciones	11615
Log pseudolikelihood	-3005,2806	Log pseudolikelihood	-3009,2002	F( 6, 17301)	76,8
Wald chi2	484,81	Wald chi2	487,16	Prob> F	0,000
Pseudo R2	0,0908	Pseudo R2	0,0896	R-squared	0,0531
CorrectlyClassified	91,74%	CorrectlyClassified	91,74%	Root MSE	0,26765

<sup>12</sup>Ver Anexo N° 6

<sup>13</sup> Para revisar las regresiones de todo el periodo ver Anexo N° 7



Tomando el primer trimestre del año 2010 como periodo de referencia, todas las variables resultan significativas al 1% con un nivel de confianza del 99%.

### **3.2.1. Educación**

Un año adicional de educación disminuye la probabilidad de que un individuo (i) esté desempleado. En el modelo logit un año adicional de educación disminuye la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 0,29 %.

En una estimación probit un año adicional de educación disminuye la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 0,29 %.

Para una estimación de probabilidad lineal un año de educación adicional disminuye la probabilidad en 0,26 %. Por tanto se evidencia resultados parecidos mediante los tres métodos, y lo podemos observar en el Gráfico N° 1<sup>14</sup>, donde se presentan los efectos marginales para todo el período de estudio.

### **3.2.2. Experiencia**

Cuando un individuo posee más años de experiencia sus probabilidades de estar desempleado disminuyen. Para la regresión logit un año adicional de experiencia disminuye la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente 0,65 %. En un modelo probit se presenta un valor muy parecido, un año adicional de experiencia disminuye la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 0,72 %. Por último, para una estimación de probabilidad lineal un año de experiencia adicional disminuye la probabilidad en 1%. Otra vez, se evidencia resultados similares con los tres

---

<sup>14</sup> Revisar Gráfico N° 1 del Anexo N° 6



métodos. En el gráfico N° 2<sup>15</sup>, observamos los efectos marginales para todo el período de estudio.

### 3.2.3. *Experiencia al cuadrado*

En este caso se evidencia que un incremento unitario en la variable *experiencia al cuadrado* aumenta la probabilidad de que un individuo (i) esté desempleado. Para un modelo logit un incremento unitario de *experiencia al cuadrado* aumenta la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 0,01 %. En una estimación probit se obtienen valores semejantes, un incremento unitario de *experiencia al cuadrado* aumenta la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 0,01 %. Y para una estimación de probabilidad lineal un incremento unitario de *experiencia al cuadrado* aumenta la probabilidad de estar desempleado en 0,01 %. Mediante los tres modelos, logit, probit y mpl se obtienen comportamientos similares mediante lo cual podemos observar en el gráfico N° 3<sup>16</sup>.

### 3.2.4. *Sexo*

Se observa que cuando la variable toma el valor de 1 (1=hombre) disminuye la probabilidad de que un individuo (i) esté desempleado. En un modelo logit el ser hombre disminuye la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 2,85 %. En una estimación probit disminuye la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 2,97 %. Y para una estimación de probabilidad lineal la probabilidad de estar desempleado disminuye en 3,38 %. Por tanto, se evidencia resultados similares y lo podemos observar en el gráfico N° 4<sup>17</sup>, en donde se presentan los efectos marginales para todo el período de estudio.

<sup>15</sup> Revisar Gráfico N° 2 del Anexo N° 6

<sup>16</sup> Revisar Gráfico N° 3 del Anexo N° 6

<sup>17</sup> Revisar Gráfico N° 4 del Anexo N° 6

### **3.2.5. Reljefe (Relación de parentesco)**

El ser jefe de hogar disminuye la probabilidad de estar desempleado. En la estimación logit el ser jefe de hogar disminuye la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente 2,22%. En una estimación probit cuando el individuo es jefe de hogar disminuye su probabilidad de estar desempleado en 2,37 %. Mientras que para una estimación de probabilidad lineal cuando se es jefe de hogar disminuye la probabilidad de estar desempleado en 1,58%. En el gráfico N° 5<sup>18</sup>, se presentan los efectos los efectos marginales para todo el período de estudio, y se observa comportamiento similar entre los tres modelos y trimestre a trimestre.

### **3.2.6. Ingnolabreal**

Se muestra que un dólar adicional de ingreso no laboral aumenta la probabilidad de que un individuo (i) esté desempleado. En el modelo logit un dólar adicional de ingreso no laboral aumenta la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 0,01 %. En una estimación probit un dólar adicional de ingreso no laboral aumenta la probabilidad de estar desempleado en aproximadamente en 0,01 %. Y para una estimación de probabilidad lineal un año de educación adicional 0,01 %. Por tanto, se evidencia resultados similares y lo podemos observar en el gráfico N° 6<sup>19</sup>, donde presentamos los efectos marginales para todo el período de estudio.

### **3.2.7. El componente macroeconómico**

Los interceptos del modelo de probabilidad lineal deben ser vistos como un componente macroeconómico común a todos los individuos y se observa como la probabilidad del individuo (i) de estar desempleado que no tiene educación, experiencia, que no presenta ingresos no laborales, que no es jefe de hogar y no es hombre. Se propuso para esta investigación graficar

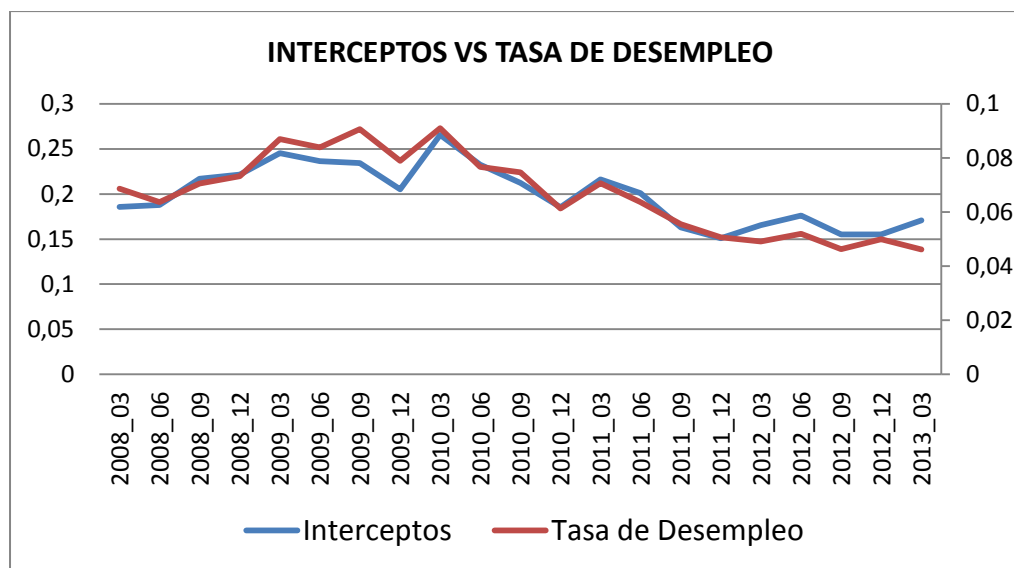
<sup>18</sup> Revisar Gráfico N° 5 del Anexo N° 6

<sup>19</sup> Revisar Gráfico N° 6 del Anexo N° 6

los interceptos junto a la tasa de desempleo del Ecuador a fin de determinar la existencia de un comportamiento similar. Una forma de determinar la característica macroeconómica del modelo es utilizando la variable Producto Interno Bruto Real para observar los cambios en el periodo de estudio. Para su ilustración se extraen los interceptos de todas las 63 estimaciones por el método de probabilidad lineal como ya se mencionó.

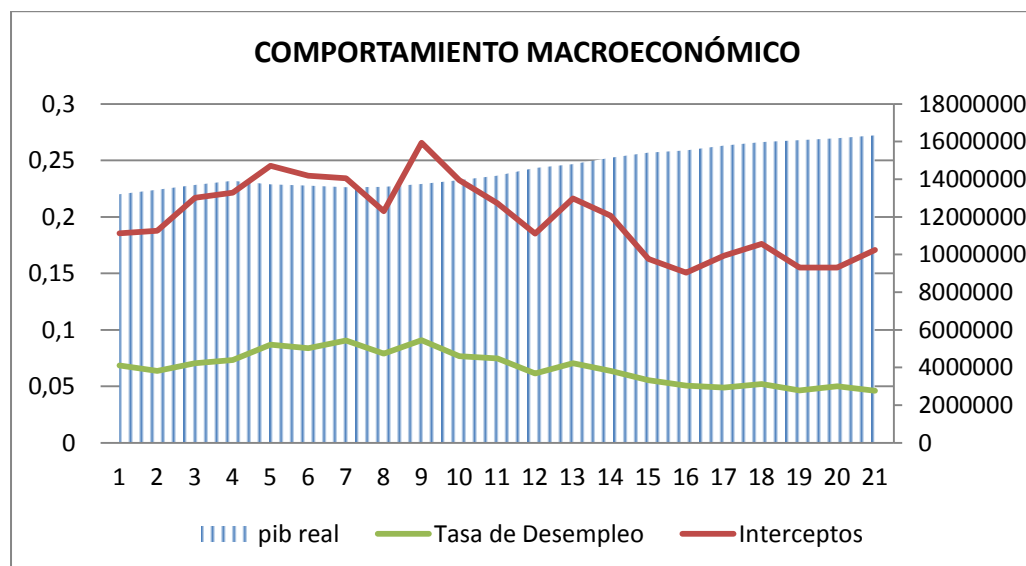
La tasa de desempleo y el PIB real son tomadas del portal estadístico del Banco Central del Ecuador para los 21 trimestres de estudio. Esta relación se la puede apreciar en el gráfico N° 13 y 14, se muestra los interceptos de cada trimestre comparados con la tasa de desempleo y el PIB real. En el gráfico N° 13 se grafican los 21 interceptos junto con la tasa de desempleo, la línea azul representa la probabilidad de un individuo de estar desempleado y la línea roja la tasa de desempleo del Ecuador. Se evidencia efectivamente un comportamiento similar, es decir, que cuando la probabilidad de estar desempleado (intercepto) incrementa, la tasa de desempleo incrementa también, y cuando existe menor probabilidad de estar desempleado, la tasa de desempleo disminuye. En cuanto a la relación entre PIB real e Interceptos, se espera que ante un incremento del PIB real la probabilidad de estar desempleado disminuya, y viceversa, relación que se observa en algunos periodos, pero en otros la relación no se cumple, por lo tanto se concluye que el intercepto del modelo de probabilidad lineal no recoge realmente el desempeño macroeconómico de la economía, el modelo se limita a explicar la probabilidad de estar desempleado tomando las características microeconómicas de los individuos.

**GRÁFICO N° 13: PROBABILIDAD ESTIMADA VS TASA DE DESEMPLEO**



Fuente: Elaboración propia.

**GRÁFICO N° 14: COMPONENTE MACROECÓMICO**



Fuente: Elaboración propia.

Para el modelo de probabilidad lineal, se realizan las pruebas de violación de supuestos: Heterocedasticidad, Autocorrelación, Especificación del modelo econométrico y Multicolinealidad. Se utiliza el test “Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity” se encuentra que no existe varianza constante, por tanto se presenta el problema de heterocedasticidad, ante esto una opción es tratar de encontrar la forma funcional de la heterocedasticidad, sin embargo, se podría diseñar una forma funcional incorrecta, y esto puede resultar en un problema mayor. Por tanto, se trabajan con errores robustos para corregir este problema.

Utilizando el test Durbin Watson (Autocorrelación) se encuentra autocorrelación espacial, la misma que se corrige realizando una “Cochrane-OrcuttAR(1) regression”. Mediante el test Linktest de especificación del modelo, no se presenta el problema de variables omitidas. Las estimaciones presentan multicolinealidad por el test Ovttest, pero para no caer en un problema aún más grave el de omitir variables, no se corrige. Al respecto debemos recordar que la varianza alta no viola el supuesto del teorema de Gauss–Markov para obtener un estimador MELI, puesto que la varianza que se obtiene, alta o baja, sigue siendo mínima.

Cabe resaltar que para ciertos periodos algunas variables resultaron no significativas, es decir no explican el modelo. A continuación detallamos:

#### **Totedu (Años de Escolaridad)**

- En el período 2008\_03 con el método MPL

#### **Ingnolabreal**

- En el período 2008\_09 con el método logit
- En el período 2009\_06 con los métodos logit, probit y MPL
- En el período 2009\_12 con el método MPL
- En el período 2010\_12 con el método logit



## UNIVERSIDAD DE CUENCA

- En el período 2011\_12 con los métodos logit, probit y MPL
- En el período 2012\_03 con los métodos probit MPL
- En el período 2012\_12 con el método logit

### **Sexo**

- En el período 2009\_09 con los métodos probit y MPL
- En el período 2010\_12 con los métodos probit y MPL
- En el período 2011\_06 con los métodos probit y MPL
- En el período 2011\_09 con los métodos logit, probit y MPL
- En el período 2011\_12 con los métodos logit, probit y MPL
- En el período 2012\_03 con los métodos probit y MPL
- En el período 2012\_09 con los métodos logit, probit y MPL
- En el período 2012\_12 con los métodos logit, probit y MPL
- En el período 2013\_03 con el método MPL



# CAPÍTULO IV

## CONCLUSIONES

## CAPITULO IV

### Conclusiones

1. El desempleo ha sido abordando de manera aislada: por el lado de la microeconomía a través de la oferta laboral, y por el lado de la macroeconomía por el lado de la demanda laboral. A través de la teoría de la búsqueda en esta investigación planteamos la probabilidad de estar desempleado en el Ecuador, mediante características microeconómicas. Pero además dicha probabilidad también está afectada por un desempeño macroeconómico general del país que se observa a través del intercepto del modelo de probabilidad lineal.

2. Por el lado de la oferta laboral se presentan las características propias del individuo, se consideraron en el estudio las variables: Años de escolaridad, experiencia, experiencia al cuadrado, sexo, relación con el jefe de hogar e ingresos no laborales. Los signos de cada variable fueron anticipados y corroborados con las estimaciones mediante los tres métodos de estimación Logit, Probit y Modelo de probabilidad lineal.

3. La variable educación disminuye la probabilidad de estar desempleado, es decir se obtiene un signo negativo y resulta significativa. Este resultado puede ser de utilidad para comprender un aspecto de los determinantes del desempleo en Ecuador y por consiguiente puede ser usado como herramienta para los hacedores de políticas laborales.

4. La variable experiencia resultó significativa en la mayoría de regresiones disminuyendo la probabilidad de estar desempleado en alrededor del 1%. Este resultado muestra que los empleadores ponen mayor énfasis en las habilidades y destrezas de los individuos como señales de una mayor productividad (recordamos que la variable experiencia es una proxy de estas



cualidades). En el caso ecuatoriano este énfasis es incluso mayor al de la educación

5. Ser hombre disminuye la probabilidad de estar desempleado. Es decir que los hombres tienen mayor probabilidad de encontrar un empleo. Se puede encontrar abundante bibliografía que explica el porqué de esta situación.

6. Ser jefe de hogar hace que disminuya la probabilidad de estar desempleado. El rol de responsable de la familia y sustento de hogar que tienen los individuos en esta categoría los obliga a bajar sus pretensiones salariales así como las condiciones de trabajo por la premura de conseguir un ingreso.

7. El percibir ingresos no laborales aumenta la probabilidad de que el individuo esté desempleado, puesto que puede financiar períodos más largos de búsqueda y su salario de reserva es mayor.

8. Se grafica el intercepto del modelo de probabilidad lineal junto a la tasa de desempleo. Este intercepto se interpreta como la probabilidad de estar desempleado del individuo  $i$  independientemente de sus características microeconómicas. Se observa comportamiento similar entre las variables.

9. En el caso ecuatoriano y después de comparar el comportamiento de los interceptos con el PIB se llega a la conclusión de que el intercepto estimado no recoge el desempeño macroeconómico del país, en dicha comparación no se observa la relación inversa esperada (crecimientos del PIB deberían disminuir la probabilidad de estar desempleado) ; por lo que, el modelo econométrico utilizado dentro de la investigación, simplemente permite predecir las características microeconómicas del individuo en relación al desempleo.



## BIBLIOGRAFÍA

- Aguiló, José. La oferta de trabajo. Pdf. Universitat de les Illes Balears, 2007.
- Aguinaga, Consuelo y Carlos Criollo. «Mercado de trabajo: diseño y metodología de investigación.» 1998. sitio web del Banco Central del Ecuador. 12 de Septiembre de 2013.
- Asamblea Constituyente de Montecristi. Mandato Constituyente Número 8: Eliminación y prohibición de la tercerización, intermediación laboral, contratación laboral por horas y cualquier forma de precarización de las relaciones de trabajo. Pdf. Montecristi, 2008.
- Banco Central del Ecuador. Evolución de las remesas. primer trimestre del 2009. Pdf. Quito: Banco Central, 2009.
- Banco Mundial. «Informe histórico INB .» Base de datos. s.f.
- Berentsen, Aleksander. Equilibrium Unemployment Theory. Basilea, 2009.
- Borja, Diego. «El desempleo crece en el Ecuador.» Revista Vistazo (2009).
- Briñez Gaviria, Olga. «Determinantes de la tasa de entrada al desempleo para el área metropolitana de Cali 1988-2000.» Uribe, José (Comp.). Ensayos de economía aplicada al mercado laboral. Cali: Universidad del Valle, 2004.
- Cámara de Comercio de Guayaquil. Boletín económico CCG. Febrero 2011. Guayaquil: CCG, 2011.
- Carrasco, Inmaculada y Soledad Castaño e Isabel Pardo. «Diferentes desarrollos del mercado de trabajo.» 2011. sitio Revista información comercial española. 2 de septiembre de 2013.
- Castellar, Carlos; José Uribe. «Determinantes de la duración del desempleo en el área metropolitana de Cali: 1988-1998.» Uribe, Jose. Ensayos de economía aplicada al mercado laboral. Cali: Universidad del Valle, 2003.
- Castellar, Carlos; José Uribe. «Estructura y evolución del desempleo en el Área metropolitana de Cali 1988-1998. ¿Existe Histéresis?» Ensayos de economía aplicada al mercado laboral. Cali: Universidad del Valle, 2004.



Castillo, Maribel. «Determinantes de la probabilidad de estar desempleado en el área metropolitana de Cali: Evidencias micro y macroeconómicas en el periodo 1988-1998.» Uribe, José (Comp.). Ensayos de economía aplicada al mercado laboral. Cali: Universidad del Valle, 2004.

Chitarroni, Horacio. El análisis del mercado de trabajo: conceptos fundamentales. Pdf. Buenos Aires: Instituto de Investigación en Ciencias Sociales, 2012.

Danfort, John P. On the Role of Consumption and decreasing Absolute Risk Aversion in the Theory o Job Search. 1997.

De la Dehesa, Guillermo. «La nueva economía y las teorías de los ciclos.» Información Comercial Española (2001).

—. «La nueva economía y las teorías de los ciclos reales.» Diario El País 24 de Septiembre de 1999.

Diamond, Peter. Unploymnt, vacancies, wages. Pdf. 2010.

Galindo, Miguel Angel. «Fricciones en el mercado de trabajo: aportaciones de Diamond, Mortensen y Pissarides.» Revista Información Comercial española (2010).

Giron, Luis; Holmes Sanchez, Martha Vásquez y Leydi Angel. Dinámica del mercado laboral y probabilidad de estar desempleado de Iso profesionales: Un análisis de las trece áreas metropolitanas. Pdf. Universidad Autónoma de occidente, 2009.

Gujarati, Damodar. Econometría. Cuarta. México: Mc Graw Hill, 2005.

Hendricks, Lutz. Mortensen Pissarides Model. Pdf. 2013.

Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. Encuesta Urbana de Empleo, Desempleoy Subdesempleo (ENEMDU). s.f.

—. «Indicadores Laborales marzo 2013.» Boletín. 2013.

—. «Indicadores Laborales y Pobreza. Septiembre 2012.» Boletín. 2012.

International Monetary Fund. «Precio del barril de petróleo.» s.f. imf.org. 6 de octubre de 2013.

Medina, Eva. Modelos de Elección Discreta. Madrid: UAM, 2003.



## UNIVERSIDAD DE CUENCA

Mendoza, H. y G. Bautista. Probabilidad y Estadística. . Bogotá: Universidad Nacional de Colombia, 2002.

Mortensen, Dale. Job search and labor market analysis. Nueva Jersey: Northwestern University, 1986.

Mortensen, Dale y Christopher Pissarides. Job creation and job destruction in the theory of unemployment. Londres: Oxford University Press, 1994.

—. New Developments in models of search in the labor market. Pdf. 1998.

Murillo, Inés. Depreciación del capital humano: una aproximación por sectores, por ocupación y en el tiempo. Universidad de Extremadura, s.f.

Nicholson, Walter. Teoría Microeconómica: Principios básicos y ampliaciones. Thomson, 2006.

Organización Internacional del Trabajo. «Informe sobre el trabajo en mundo 2008.» InformeAnual. 2008.

Pissarides, Christopher. The Economics of Search. Londres: London School of Economics, 2000.

Roca, Richard. Teoría de los ciclos reales. Universidad Nacional mayor de San Marcos. Pdf. s.f.

Rosales, Ramón, y otros. Intermediate Economics: Theory and applications. Bogotá: Universidad de los Andes, 2010.

Stigler, George. «The economics of information.» The journal of Political Economy (1961).

Tipán, Cristina. Incidencia y determinantes del desempleo en el Ecuador. Guayaquil: Escuela Superior Politécnica del Litoral. Instituto de Ciencias humanísticas y Económicas, 2004.

Uribe, José. Ensayos de economía aplicada al mercado laboral. Cali: Universidad del Valle, 2006.

Vial, Bernardita y Felipe Zurita. Microeconomía intermedia. Chile: Pontificia Universidad Católica de Chile, 2007.



Villacís, Byron. «Desempleo de Ecuador cae a 6.1% en el último trimestre del 2010.» América Economía (2011).



# ANEXOS

## ANEXOS CAPÍTULO N° 1

## ANEXO N° 1 EVOLUCIÓN DEL DESEMPLEO, SUBEMPLEO Y OCUPACIÓN EN EL PERIODO DE ESTUDIO

Período	Desempleo (%)	Ocupación Plena (%)	Subempleo (%)
Mar-08	6,86	38,80	52,30
Jun-08	6,37	43,34	49,41
Sep-08	7,05	41,76	50,73
Dic-08	7,32	44,12	48,23
Mar-09	8,69	39,46	51,17
Jun-09	8,39	38,89	51,02
Sep-09	9,06	37,48	51,32
Dic-09	7,89	39,13	50,21
Mar-10	9,10	38,08	50,80
Jun-10	7,67	40,58	50,12
Sep-10	7,46	42,28	49,22
Dic-10	6,13	45,85	46,86
Mar-11	7,06	41,40	49,74
Jun-11	6,36	45,86	46,46
Sep-11	5,55	48,07	45,46
Dic-11	5,06	50,08	44,04
Mar-12	4,91	50,23	43,55
Jun-12	5,20	50,11	42,68
Sep-12	4,63	51,48	41,88
Dic-12	5,00	52,30	39,62
Mar-13	4,61	48,66	44,78

Fuente: INEC. Elaboración propia

## ANEXOS CAPÍTULO N° 2

### ANEXO N° 2: CONCEPTOS RELACIONADOS CON EL MERCADO DE TRABAJO

**Población en edad de trabajar (PET).**- Comprende a todas las personas de 10 años y más.

**Población económicamente activa (PEA).**- Está conformada por las personas de 10 años y más que trabajaron al menos 1 hora en la semana de referencia, o que no laboraron, pero tuvieron empleo (ocupados), o bien, aquellas personas que no tenían empleo, pero estaban disponibles para trabajar y buscaban empleo (desocupados).

**Población inactiva (PEI).**- Se consideran personas inactivas todas las personas de 10 años y más, no clasificadas como ocupadas o desocupadas durante la semana de referencia, como rentistas, jubilados, pensionistas, estudiantes, amas de casa, entre otros.

**Desempleo.**- Según la Organización Internacional del Trabajo (OIT) desempleo se define como “El conjunto de personas sobre una edad identificada, que se encuentran sin trabajo, están corrientemente disponibles para trabajar y están buscando trabajo durante un período de referencia”. Estas condiciones deben darse simultáneamente. Para que un individuo sea considerado buscando trabajo debe: registrarse en agencia de empleo, enviar solicitud a empleadores (currículum), consultar lugares de trabajo, colocar o responder avisos.

Existen diferentes tipos de desempleo y de distinta naturaleza a continuación exponemos Desempleo: cíclico, friccional, estacional y estructural.





**Desempleo Cíclico:** Depende principalmente del comportamiento de la economía. Cuando existe expansión del PIB, al existir mayor producción se hace necesario contratar más trabajadores. Como resultado tenemos menor desempleo. Al contrario cuando existe recesión al disminuir el gasto total, la producción también se reduce y como resultado el desempleo aumenta.

**Desempleo Friccional:** Aquí se encuentran aquellas personas que dejaron su anterior trabajo para encontrar otro mejor, los que buscan insertarse al mercado de trabajo por primera vez. Cabe destacar que es un desempleo transitorio ya que en algún momento encontrarán un empleo dependiendo obviamente de cada situación. El problema se da porque el mercado no se ajusta inmediatamente debido a ciertas fricciones como son la falta de información completa sobre el mercado de trabajo, los costos de cambiarse de trabajo, y la rigidez de los contratos salariales.

**Desempleo Estacional:** Se relaciona con aquellas actividades que solo requieren mano de obra en determinadas épocas o estaciones del año. Se dan entonces variaciones estacionales entre la demanda y oferta de trabajo.

**Desempleo Estructural:** Se produce por un desajuste entre la cualificación de los puestos de trabajo que se ofrecen y los que se demandan. Es decir las empresas requieren calificación específica para su mano de obra. Entonces aquellos trabajadores que no cumplen con la calificación podrían enfrentarse a largos períodos de desempleo.

El desempleo es además la suma del desempleo abierto más el desempleo oculto, como están definidos a continuación:

**Desempleo abierto.-** Personas de 10 años y más que, en el periodo de referencia, presentan, simultáneamente, las siguientes características:



## UNIVERSIDAD DE CUENCA

\* Sin empleo (no estuvo ocupado la semana pasada).<sup>20</sup>

\* Buscaron trabajo (realizaron gestiones concretas para conseguir empleo o para establecer algún negocio en las cuatro semanas anteriores).

**Desempleo oculto.-** Personas de 10 años y más que, en el periodo de referencia, presentan, simultáneamente, las siguientes características:

\* Sin empleo (no estuvo ocupado la semana pasada).

\* No buscaron trabajo (no hicieron gestiones concretas para conseguir empleo o para establecer algún negocio en las cuatro semanas anteriores), por algunas de las siguientes razones.

- Tiene un trabajo esporádico u ocasional.

- Tiene un trabajo para empezar inmediatamente.

- Espera respuesta por una gestión en una empresa o negocio propio.

- Espera respuesta de un empleador o de otras gestiones efectuadas para conseguir empleo.

- Espera cosecha o temporada de trabajo.

- Piensa que no le darán trabajo o se cansó de buscar.

- No cree poder encontrar.

**Cesantes.-** Son aquellas personas de 10 años y más que, en la semana anterior a la encuesta, se encontraban desocupados, habiendo trabajado anteriormente

---

<sup>20</sup>\* Disponible para trabajar



**Trabajadores nuevos.-** Son aquellas personas de 10 años y más que, en la semana pasada, iniciaron la búsqueda de empleo por primera vez (estos pueden ser desempleo abierto u oculto).

### **ANEXO N° 3: PROCESAMIENTO INFORMÁTICO**

Las estimaciones usando los modelos de probabilidad lineal, logit y probit se realizan en el programa estadístico Stata, debido a que el formato de la base de datos proporcionada por el Instituto Ecuatoriano de Estadísticas y Censos (INEC) está en formato “.sav” (PASW Statistics Data Document) es necesario transformarla en un archivo tipo “.dta” (STATA). La opción más sencilla para realizar este paso es abrir el archivo en SPSS, elegir la opción “guardar como”. En la pestaña “Archivo” y elegir el formato “.dta” en la opción “tipo de archivo”

### **ANEXO N° 4: DEPURACIÓN DE LOS DATOS**

El primer paso en la depuración es seleccionar los casos que forman parte de la población económicamente activa (PEA), la variable que clasifica a los individuos por sectores en la ENEMDU tiene del nombre de “peamsiu” que incluye las siguientes categorías:

- Inactivos o menores de 10 años
- Sector formal
- Sector informal
- Servicio domestico
- Desempleado
- Ocupados no clasificados

De estas categorías desechemos los datos correspondientes a “inactivos o menores de 10 años”

Se realiza también una selección de individuos cuyas edades oscilan únicamente entre 15 y 65 años. El motivo de tal selección es que la normativa

legal ecuatoriana sugiere 15 años como la edad mínima para trabajar<sup>21</sup>, por otro lado si bien no existe una edad máxima legal para trabajar para este estudio consideramos 65 años.

Como se indicó en el punto referente a la metodología de la Enemdu, la nueva metodología incluye datos tanto del sector urbano como del rural. Considerando que la inclusión del sector rural en el análisis puede producir distorsiones en los resultados, especialmente en la educación<sup>22</sup>. Por tal motivo se procede a eliminar las observaciones de área rural.

Se proceden a eliminar los datos perdidos y los que responden con la opción “no informa”

## **ANEXO N° 5: CONSTRUCCIÓN DE LAS VARIABLES**

### **Variable dicótoma del desempleo (DESO)**

Se trabaja con la variable “deso” que se incluye en la ENEMDU, que asigna el valor de 1 para desempleados. Se asigna un valor de 0 para los ocupados.

1 Desempleados

0 Empleados

### **Variable total de años de educación (TOTEDU)**

Para la construcción de esta variable es necesario combinar dos variables incluidas en la ENEMDU.

En primer lugar la variable nivel de educación (NIVINST) contiene las diferentes categorías

---

<sup>21</sup>Código de Niñez y Adolescencia de Ecuador. Art. 82

<sup>22</sup>Debido a que para trabajos manuales típicos del sector agrícola / rural la educación no tiene relevancia



- 1 Ninguno
- 2 Centro de alfabetización
- 3 Jardín de infantes
- 4 Primaria
- 5 Educación Básica
- 6 Secundaria
- 7 Educación Media
- 8 Superior no universitaria
- 9 Superior Universitaria
- 10 Post-grado

Es importante recordar el cambio de sistema de clasificación de la educación del país<sup>23</sup>. En este punto es necesario aclarar que la legislación ecuatoriana no establece obligatoriedad para la educación pre básica, por lo tanto los años aprobados de esta categoría no son tomados en cuenta, además se fija como 5 el promedio de años de duración de una carrera universitaria. La equivalencia se la puede apreciar en la siguiente tabla:

---

<sup>23</sup> MINISTERIO DE EDUCACIÓN. Marco Legal de Educación. Reglamento General a la Ley Orgánica de Educación Intercultural. Título III. De la estructura y niveles del Sistema Nacional de Educación. Disponible en:  
[http://www.educacion.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2013/01/Marco\\_Legal\\_Educativo\\_2012.pdf](http://www.educacion.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2013/01/Marco_Legal_Educativo_2012.pdf)

TABLA N° 1: Clasificación de los Niveles Educativos

Clasificación Anterior		Nueva Clasificación	
<i>Categoría</i>	<i>Años</i>	<i>Categoría</i>	<i>Años</i>
Jardín de infantes	1	Educación básica: incluye el jardín de infantes como primero de básica, los 6 años de primaria y los 3 primeros de secundaria	10
Primaria	6		
Secundaria	6	Educación media: incluye los 3 últimos años de secundaria conocidos como bachillerato	3
Tercer nivel	5	Educación Superior	5

Fuente: Elaboración Propia

Esta variable NIVINST es del tipo categórica, por lo cual se hace necesario transformarla a una del tipo métrica, para tal objetivo se procede a reemplazar el número correspondiente de años que se tuvieron que aprobar antes de clasificarse en una de estas categorías. El reemplazo se realiza como se explica a continuación:

**TABLA N° 2: TRANSFORMACIÓN DE LA VARIABLE NIVEL DE INSTRUCCIÓN (NIVINST)**

<b>Categoría</b>	<b>Número de años</b>	<b>Explicación</b>
Ninguno	0	No acumula ningún año de educación
Centro de alfabetización	0	Quienes se clasifican bajo esta categoría no saben leer ni escribir, por tanto no han recibido ningún año de educación
Jardín de infantes	0	No existe requisito previo para ingresar a jardín de infantes (recordemos que la educación pre básica o pre maternal no es obligatoria)
Primaria	1	Se necesita la aprobación de 1 año de educación básica para matricularse en primaria
Educación Básica	0	No existe requisito previo para ingresar a primero de básica (recordemos que la educación pre básica o pre maternal no es obligatoria)
Secundaria	7	Se necesita la aprobación previa de 1 año de jardín de infantes y 6 años de primaria
Educación Media	10	Se necesita la aprobación de 10 años de educación básica
Superior no universitaria	13	Se necesita la aprobación de 10 años de educación básica más 3 de educación media, o el equivalente a 1 año de jardín de infantes mas 6 de primaria y 6 de secundaria.
Superior Universitaria	13	Se necesita la aprobación de 10 años de educación básica mas 3 de educación media, o el equivalente a 1 año de jardín de infantes mas 6 de primaria y 6 de secundaria.
Post-grado	18	Sumando los 10 años de educación básica más los tres años de educación media y asumiendo que el individuo culminó sus estudios superiores en un promedio de 5 años

Fuente: Elaboración Propia

La variable años de educación ANOINST señala el número de años aprobados dentro de cada categoría, por ejemplo: A un individuo que cursa el último año de colegio en NIVINST se le asigna el código 7 (educación media), ya que en ANOINST se consideran solo el número de años aprobados le corresponde el número 2, por tanto, acumula 12 años de educación: 10 de educación básica y dos aprobados de educación media.

Esta variable es de tipo métrica, por tanto no es necesario realizar ninguna transformación

Para crear la variable total de educación TOTEDU se procede a sumar las dos variables

$$\text{TOTEDU} = \text{NIVINST} + \text{ANOINST}$$

### **Variable experiencia (EXPER)**

Para representar la variable experiencia se construye una variable proxy de la siguiente manera:

$$\text{EXPER} = \text{EDAD} - \text{TOTEDU} - 5 \text{ años}$$

La razón de incluir 5 años y no otro valor obedece a normativas legales, en Ecuador la edad en la cual un niño debe ingresar a primero de básica es 5 años

Se observa en este punto que puede darse el caso de que un individuo presente un valor negativo para esta variable, piénsese en el siguiente caso real:

Un estudiante egresa de la universidad a la edad de 21 años. Debido que debemos restar 18 años del total de educación que se asumieron en el punto anterior, y 5 años de infancia, el resultado es (-2). Ante lo ilógico de dicha posibilidad, se procede a reemplazar aquellos casos que presenten signos negativos con el número cero.



**Variable experiencia al cuadrado (EXPER2)**

Se eleva al cuadrado la proxy de la experiencia calculada en el punto anterior

**Variable relación con el jefe de hogar (RELJEFE)**

La relación de parentesco en los miembros del hogar incluye nueve categorías que se detallan a continuación:

- 1 Jefe
- 2 Cónyuge
- 3 Hijo
- 4 Yerno o nuera
- 5 Nieto
- 6 Padres suegros
- 7 Otros parientes
- 8 Empleada doméstica
- 9 Otros no parientes

Para el desarrollo del modelo en esta variable únicamente se necesitan de dos categorías:

- 1 Jefe/a de Hogar
- 0 No jefe/a

Por tanto se procede a reemplazar las categorías 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 y 9 con el valor de 0



### **Variable sexo (SEXO)**

En la encuesta se asignan los valores de

- 1      Hombre
- 2      Mujer

Para construir la variable dicótoma se procede a reemplazar el código 2 con el código 0, quedando:

- 1      Hombre
- 0      Mujer

### **Variable Ingresos reales no laborales (INGNOLAB)**

Se procede a sumar los valores que se incluyen en la sección “Ingresos No Laborales” de la ENEMDU. Las variables consideradas son las siguientes:

Ingreso Recibido por transacciones de capital

Ingreso por jubilación o pensiones

Ingreso por regalos o donaciones

Ingreso del exterior

Bono de Desarrollo Humano

Bono Joaquín Gallegos<sup>24</sup>

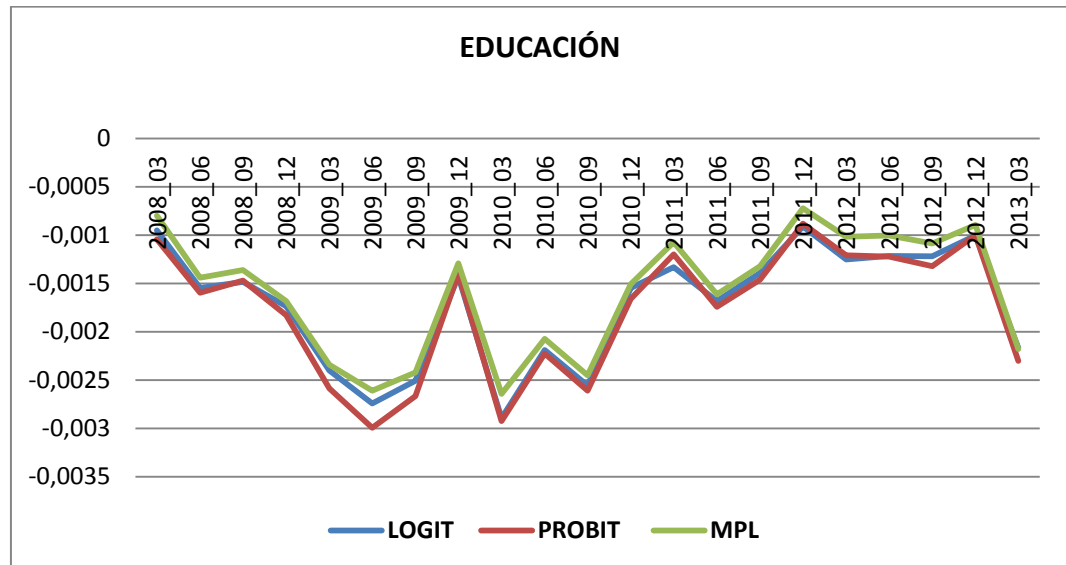
---

<sup>24</sup>Esta variable es considerada por la ENEMDU a partir del cuarto trimestre del 2010

ANEXOS CAPITULO N° 3

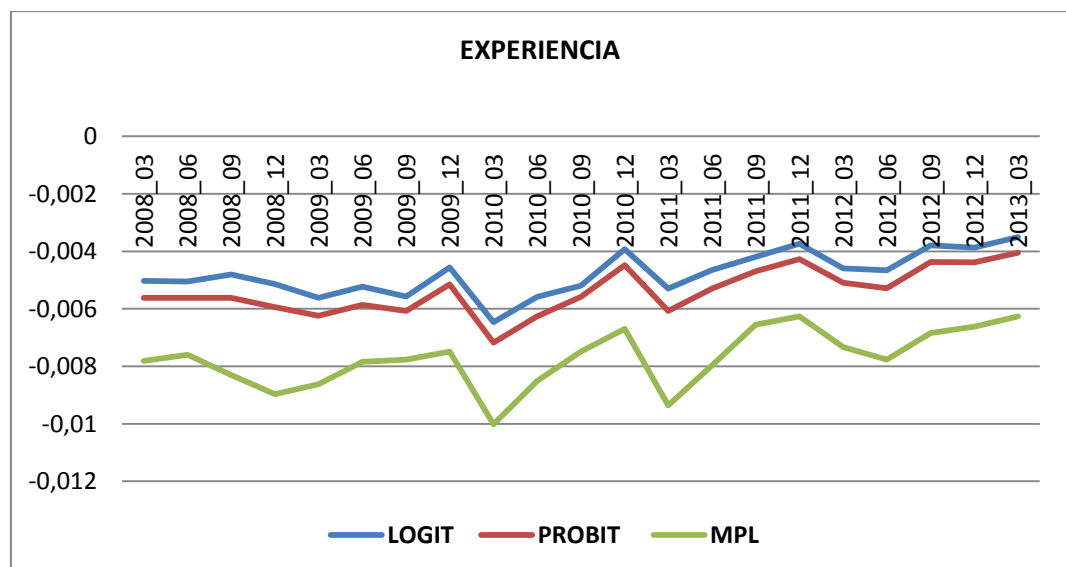
ANEXO N° 6 EFECTOS MARGINALES DE LAS VARIABLES

GRÁFICO N° 1: EFECTO MARGINAL DE LA EDUCACIÓN



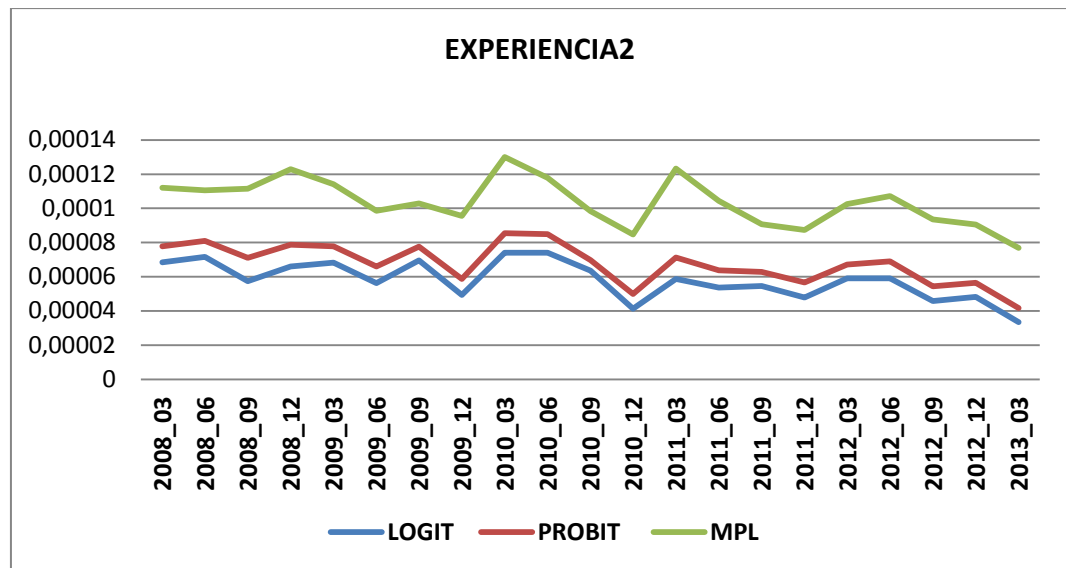
Elaboración propia

GRÁFICO N° 2: EFECTO MARGINAL DE LA EXPERIENCIA



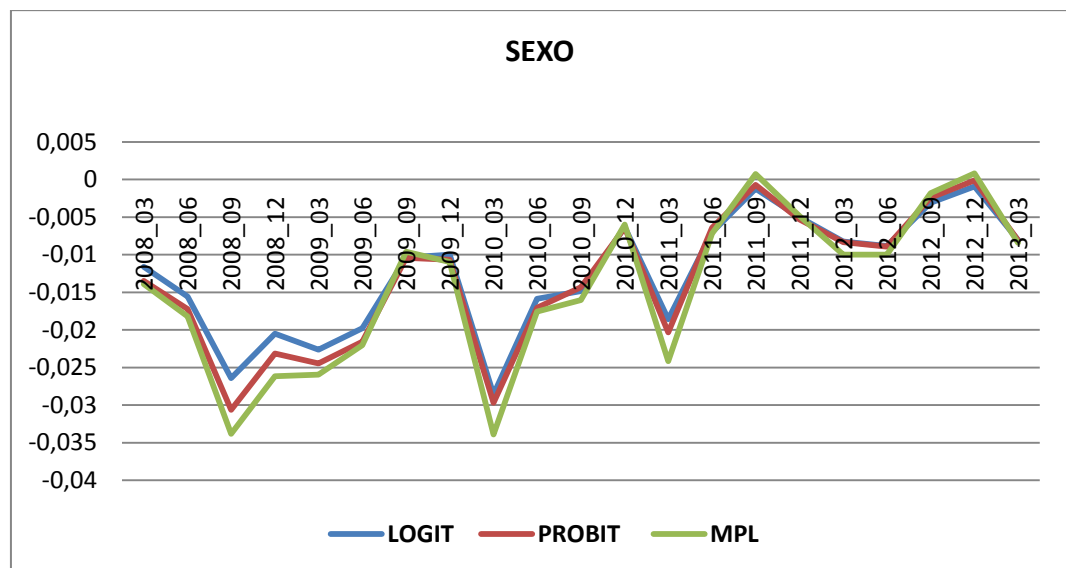
Elaboración propia

**GRÁFICO N° 3: EFECTO MARGINAL DE LA EXPERIENCIA AL CUADRADO**



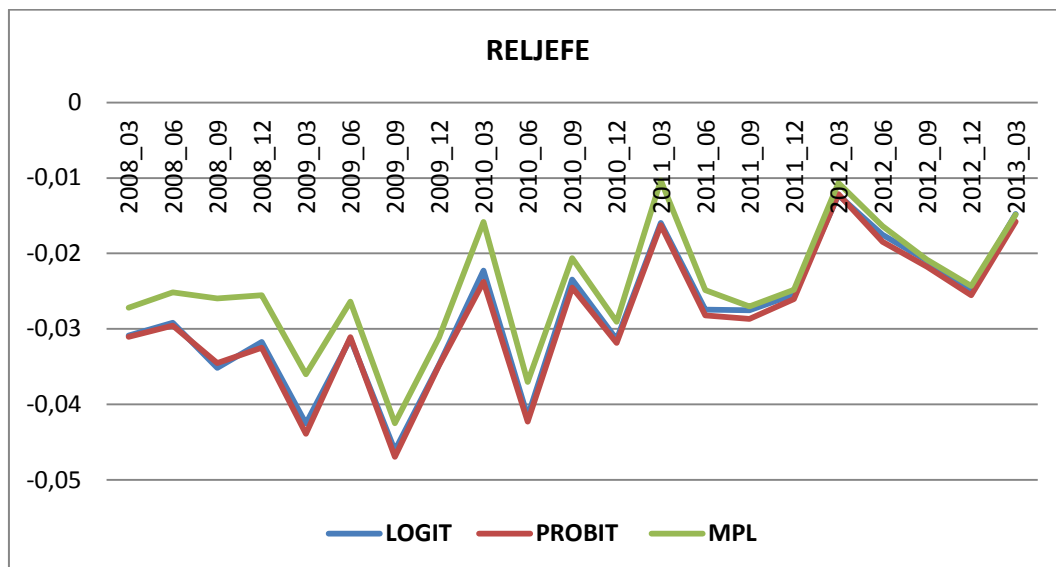
Elaboración propia

**GRÁFICO N° 4: EFECTO MARGINAL DE LA VARIABLE SEXO**



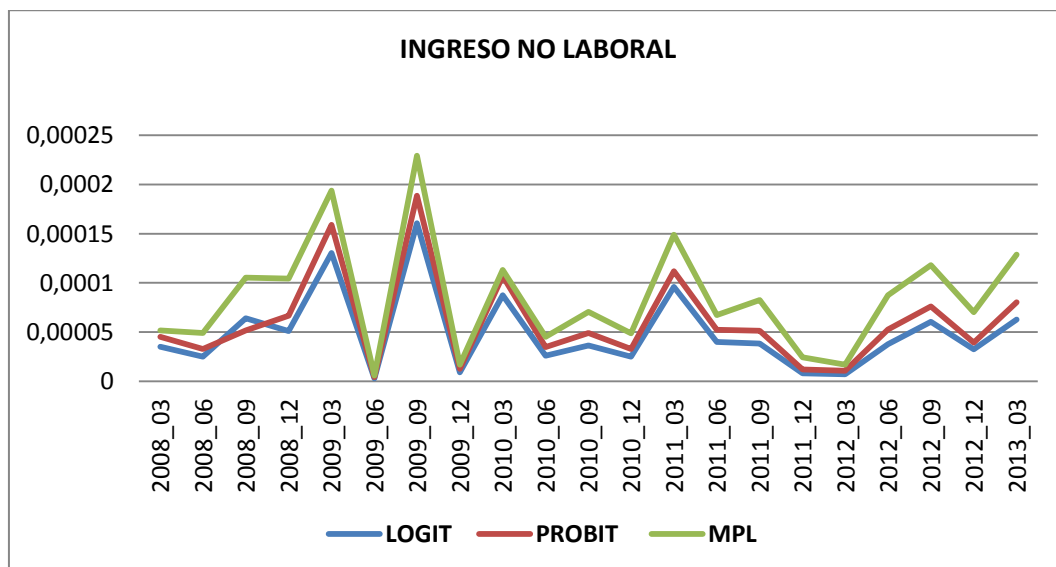
Elaboración propia

**GRÁFICO N° 5: EFECTO MARGINAL DE LA VARIABLE RELJEFE**



Elaboración propia

**GRÁFICO N° 6: EFECTO MARGINAL DE LA VARIABLE INGRESO NO LABORAL**



Elaboración propia

## ANEXO N° 7: REGRESIONES MODELOS LOGIT, PROBIT Y MPL PARA TODO EL PERÍODO

### 2008\_PRIMER TRIMESTRE

#### LOGIT

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood = -2917.987
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -2727.4482
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -2690.4699
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -2690.4064
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -2690.4064

Logistic regression                                Number of obs   =      12157
                                                    Wald chi2(6)    =      401.90
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -2690.4064                Pseudo R2      =      0.0780
```

deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0201037	.0097183	-2.07	0.039	-.0391512	-.0010562
exper	-.1061847	.0089192	-11.91	0.000	-.1236661	-.0887033
exper2	.001445	.0001795	8.05	0.000	.0010932	.0017969
sexo	-.2415067	.0847168	-2.85	0.004	-.4075485	-.0754649
reljefe	-.671496	.1122602	-5.98	0.000	-.8915219	-.4514702
ingnolab	.000745	.0001553	4.80	0.000	.0004406	.0010493
_cons	-.9915747	.1592937	-6.22	0.000	-1.303785	-.6793648

```
Marginal effects after logit
y = Pr(deso) (predict)
= .04979611
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0009512	.00046	-2.07	0.038	-.001852	-.000051	11.6001
exper	-.0050243	.00042	-11.94	0.000	-.005849	-.004199	21.2951
exper2	.0000684	.00001	7.97	0.000	.000052	.000085	655.356
sexo*	-.011619	.00416	-2.79	0.005	-.019774	-.003464	.568644
reljefe*	-.0308729	.0049	-6.30	0.000	-.040477	-.021269	.430205
ingnolab	.0000352	.00001	4.73	0.000	.000021	.00005	22.0925

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

# UNIVERSIDAD DE CUENCA

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	0	0
-	788	11369	12157
Total	788	11369	12157
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$	0.00%	
Specificity	$\Pr(- \sim D)$	100.00%	
Positive predictive value	$\Pr(D +)$	0.00%	
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$	93.52%	
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$	0.00%	
False - rate for true D	$\Pr(- D)$	100.00%	
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$	0.00%	
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$	6.48%	
Correctly classified		93.52%	



## PROBIT

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood =  -2917.987
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -2698.9707
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -2691.7975
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -2691.7738
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -2691.7738
```

```
Probit regression                                Number of obs   =      12157
                                                Wald chi2(6)    =      399.85
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -2691.7738              Pseudo R2      =      0.0775
```

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0098123	.0047301	-2.07	0.038	-.0190832	-.0005415
exper	-.0528774	.004372	-12.09	0.000	-.0614463	-.0443085
exper2	.0007324	.0000858	8.53	0.000	.0005641	.0009006
sexo	-.1249013	.041723	-2.99	0.003	-.2066769	-.0431256
reljefe	-.3007586	.0506455	-5.94	0.000	-.400022	-.2014952
ingnolab	.0004261	.0000998	4.27	0.000	.0002304	.0006217
_cons	-.6761859	.079554	-8.50	0.000	-.8321088	-.520263

Marginal effects after probit

```
y = Pr(deso) (predict)
= .05186197
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0010419	.0005	-2.08	0.038	-.002025	-.000059	11.6001
exper	-.0056146	.00046	-12.13	0.000	-.006521	-.004708	21.2951
exper2	.0000778	.00001	8.49	0.000	.00006	.000096	655.356
sexo*	-.0134622	.00457	-2.95	0.003	-.022419	-.004506	.568644
reljefe*	-.0310547	.00503	-6.17	0.000	-.04092	-.021189	.430205
ingnolab	.0000452	.00001	4.23	0.000	.000024	.000066	22.0925

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



Probit model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	0	0	0
-	788	11369	12157
Total	788	11369	12157
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		100.00%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		0.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		93.52%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.00%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		0.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		6.48%
Correctly classified			93.52%

## MPL

Linear regression					Number of obs =	12157
					F( 6, 12150) =	59.29
					Prob > F =	0.0000
					R-squared =	0.0388
					Root MSE =	.24145
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0007988	.0004842	-1.65	0.099	-.0017479	.0001504
exper	-.0078116	.0006358	-12.29	0.000	-.0090578	-.0065654
exper2	.000112	.000011	10.20	0.000	.0000904	.0001335
sexo	-.0139029	.0055299	-2.51	0.012	-.0247423	-.0030634
reljefe	-.0271941	.0051174	-5.31	0.000	-.0372251	-.0171632
ingnolab	.0000518	.0000163	3.18	0.001	.0000198	.0000837
_cons	.1855276	.0105808	17.53	0.000	.1647875	.2062677

## 2008 II TRIMESTRE

### LOGIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -2819.0506						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -2639.597						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -2605.2338						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -2604.7265						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -2604.726						
Iteration 5: log pseudolikelihood = -2604.726						
Logistic regression						
			Number of obs	=	12169	
			Wald chi2(6)	=	369.56	
			Prob > chi2	=	0.0000	
Log pseudolikelihood = -2604.726			Pseudo R2	=	0.0760	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0342464	.0103911	-3.30	0.001	-.0546125	-.0138802
exper	-.1119549	.0093011	-12.04	0.000	-.1301846	-.0937251
exper2	.0015887	.0001825	8.70	0.000	.0012309	.0019464
sexo	-.3365378	.0869506	-3.87	0.000	-.5069579	-.1661178
reljefe	-.6689821	.1152622	-5.80	0.000	-.8948918	-.4430723
ingnolabreal	.0005569	.000239	2.33	0.020	.0000885	.0010253
_cons	-.7976216	.1725232	-4.62	0.000	-1.135761	-.4594823

Marginal effects after logit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .0473576							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.001545	.00046	-3.32	0.001	-.002456	-.000634	11.5149
exper	-.0050508	.00042	-12.14	0.000	-.005866	-.004235	21.3706
exper2	.0000717	.00001	8.63	0.000	.000055	.000088	657.18
sexo*	-.015554	.00413	-3.77	0.000	-.023639	-.007469	.568165
reljefe*	-.0291898	.00477	-6.12	0.000	-.038531	-.019849	.422385
ingnol~1	.0000251	.00001	2.32	0.020	3.9e-06	.000046	22.8415
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	1	1
-	751	11417	12168
Total	751	11418	12169
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		99.99%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		0.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		93.83%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.01%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		100.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		6.17%
Correctly classified			93.82%

## PROBIT

Iteration 0:	log pseudolikelihood = -2819.0506					
Iteration 1:	log pseudolikelihood = -2613.3798					
Iteration 2:	log pseudolikelihood = -2605.5254					
Iteration 3:	log pseudolikelihood = -2605.4953					
Iteration 4:	log pseudolikelihood = -2605.4953					
Probit regression						Number of obs = 12169
						Wald chi2(6) = 365.82
						Prob > chi2 = 0.0000
Log pseudolikelihood = -2605.4953						Pseudo R2 = 0.0758
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0156621	.0049912	-3.14	0.002	-.0254446	-.0058796
exper	-.0551127	.0045251	-12.18	0.000	-.0639816	-.0462437
exper2	.0007943	.0000874	9.09	0.000	.000623	.0009656
sexo	-.1655743	.0424049	-3.90	0.000	-.2486864	-.0824623
reljefe	-.2995255	.0515397	-5.81	0.000	-.4005415	-.1985095
ingnolabreal	.0003234	.0001157	2.79	0.005	.0000965	.0005502
_cons	-.6028914	.0851414	-7.08	0.000	-.7697654	-.4360174

Marginal effects after probit  
 $y = \text{Pr}(\text{deso}) \text{ (predict)}$   
 $= .04924612$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
totedu	-.0015959	.00051	-3.16	0.002	-.002586 -.000605	11.5149
exper	-.0056156	.00046	-12.28	0.000	-.006512 -.004719	21.3706
exper2	.0000809	.00001	9.06	0.000	.000063 .000098	657.18
sexo*	-.0172205	.00449	-3.83	0.000	-.02603 -.008411	.568165
reljefe*	-.0295592	.00488	-6.05	0.000	-.03913 -.019988	.422385
ingnol~1	.0000329	.00001	2.79	0.005	9.8e-06 .000056	22.8415

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	2	2
-	751	11416	12167
Total	751	11418	12169

Classified + if predicted  $\text{Pr}(D) \geq .5$   
True D defined as deso != 0

Sensitivity	$\text{Pr}(+ D)$	0.00%
Specificity	$\text{Pr}(- \sim D)$	99.98%
Positive predictive value	$\text{Pr}(D +)$	0.00%
Negative predictive value	$\text{Pr}(\sim D -)$	93.83%
False + rate for true ~D	$\text{Pr}(+ \sim D)$	0.02%
False - rate for true D	$\text{Pr}(- D)$	100.00%
False + rate for classified +	$\text{Pr}(\sim D +)$	100.00%
False - rate for classified -	$\text{Pr}(D -)$	6.17%
Correctly classified		93.81%

**MPL**

Linear regression					Number of obs = 12169	
					F( 6, 12162) = 55.96	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0362	
					Root MSE = .23631	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0014405	.0004933	-2.92	0.004	-.0024074	-.0004735
exper	-.0075944	.00064	-11.87	0.000	-.0088489	-.0063399
exper2	.0001106	.0000112	9.85	0.000	.0000886	.0001326
sexo	-.0182184	.0054084	-3.37	0.001	-.0288198	-.007617
reljefe	-.0251326	.0049552	-5.07	0.000	-.0348455	-.0154197
ingnolabreal	.0000489	.0000231	2.12	0.034	3.60e-06	.0000943
_cons	.1877468	.0109056	17.22	0.000	.16637	.2091236

## 2008 III TRIMESTRE

## LOGIT

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -3137.1032
Iteration 1: log pseudolikelihood = -2878.498
Iteration 2: log pseudolikelihood = -2822.7758
Iteration 3: log pseudolikelihood = -2822.3726
Iteration 4: log pseudolikelihood = -2822.3721
Iteration 5: log pseudolikelihood = -2822.3721
```

```
Logistic regression                                Number of obs   =      12290
                                                    Wald chi2(6)    =      499.95
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -2822.3721                Pseudo R2      =      0.1003
```

deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0313123	.0097771	-3.20	0.001	-.0504752	-.0121495
exper	-.1013696	.0085738	-11.82	0.000	-.1181739	-.0845653
exper2	.0012138	.0001786	6.80	0.000	.0008638	.0015639
sexo	-.5382451	.0806776	-6.67	0.000	-.6963703	-.38012
reljefe	-.7725499	.119462	-6.47	0.000	-1.006691	-.5384087
ingnolabreal	.0013538	.0008019	1.69	0.091	-.0002178	.0029254
_cons	-.6326197	.1552086	-4.08	0.000	-.9368229	-.3284164

```
Marginal effects after logit
y = Pr(deso) (predict)
= .04986214
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0014834	.00046	-3.26	0.001	-.002377	-.00059	11.6203
exper	-.0048025	.00043	-11.28	0.000	-.005637	-.003968	21.3485
exper2	.0000575	.00001	6.50	0.000	.00004	.000075	662.636
sexo*	-.026435	.00418	-6.33	0.000	-.034622	-.018248	.556876
reljefe*	-.0351487	.00497	-7.07	0.000	-.044888	-.02541	.416192
ingnol~1	.0000641	.00004	1.71	0.087	-9.2e-06	.000137	22.2817

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	2	2	4
-	866	11420	12286
Total	868	11422	12290
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.23%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		99.98%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		50.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		92.95%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.02%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		99.77%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		50.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		7.05%
Correctly classified			92.94%

## PROBIT

Iteration 0:		log pseudolikelihood = -3137.1032				
Iteration 1:		log pseudolikelihood = -2837.3101				
Iteration 2:		log pseudolikelihood = -2823.3236				
Iteration 3:		log pseudolikelihood = -2823.2854				
Iteration 4:		log pseudolikelihood = -2823.2854				
Probit regression		Number of obs	=	12290		
		Wald chi2(6)	=	505.51		
		Prob > chi2	=	0.0000		
Log pseudolikelihood = -2823.2854		Pseudo R2	=	0.1000		
deso	Robust					
	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0137183	.0048004	-2.86	0.004	-.0231269	-.0043097
exper	-.0524337	.0042373	-12.37	0.000	-.0607386	-.0441287
exper2	.0006635	.0000846	7.84	0.000	.0004976	.0008294
sexo	-.2770265	.0403413	-6.87	0.000	-.3560941	-.1979589
reljefe	-.3343863	.0513863	-6.51	0.000	-.4351016	-.233671
ingnolabreal	.0004836	.0002212	2.19	0.029	.0000499	.0009172
_cons	-.4994514	.079289	-6.30	0.000	-.654855	-.3440478

Marginal effects after probit  
 $y = \text{Pr}(\text{deso}) \text{ (predict)}$   
 $= .05248473$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
totedu	-.0014705	.00051	-2.88	0.004	-.00247 -.000471	11.6203
exper	-.0056205	.00046	-12.14	0.000	-.006528 -.004713	21.3485
exper2	.0000711	.00001	7.65	0.000	.000053 .000089	662.636
sexo*	-.030613	.0046	-6.66	0.000	-.039624 -.021602	.556876
reljefe*	-.0345114	.00502	-6.88	0.000	-.044346 -.024677	.416192
ingnol~1	.0000518	.00002	2.19	0.028	5.5e-06 .000098	22.2817

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	2	1	3
-	866	11421	12287
Total	868	11422	12290

Classified + if predicted  $\text{Pr}(D) \geq .5$   
 True D defined as deso != 0

Sensitivity	$\text{Pr}(+ D)$	0.23%
Specificity	$\text{Pr}(- \sim D)$	99.99%
Positive predictive value	$\text{Pr}(D +)$	66.67%
Negative predictive value	$\text{Pr}(\sim D -)$	92.95%
False + rate for true ~D	$\text{Pr}(+ \sim D)$	0.01%
False - rate for true D	$\text{Pr}(- D)$	99.77%
False + rate for classified +	$\text{Pr}(\sim D +)$	33.33%
False - rate for classified -	$\text{Pr}(D -)$	7.05%
Correctly classified		92.95%



**MPL**

Linear regression					Number of obs = 12290	
					F( 6, 12283) = 81.79	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0521	
					Root MSE = .2495	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0013623	.0005129	-2.66	0.008	-.0023677	-.000357
exper	-.0082955	.0006434	-12.89	0.000	-.0095567	-.0070343
exper2	.0001115	.000011	10.16	0.000	.00009	.000133
sexo	-.0338311	.0055949	-6.05	0.000	-.0447981	-.0228642
reljefe	-.0259535	.0051908	-5.00	0.000	-.0361282	-.0157787
ingnolabreal	.0001052	.0000428	2.46	0.014	.0000213	.0001891
_cons	.2169527	.0109793	19.76	0.000	.1954315	.238474



Logistic model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	5	5
-	1225	17626	18851
Total	1225	17631	18856

Classified + if predicted  $\Pr(D) \geq .5$   
True D defined as deso != 0

Sensitivity	$\Pr(+ D)$	0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$	99.97%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$	0.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$	93.50%

False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$	0.03%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$	100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$	100.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$	6.50%

Correctly classified	93.48%
----------------------	--------

## PROBIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -4533.3331  
 Iteration 1: log pseudolikelihood = -4076.8716  
 Iteration 2: log pseudolikelihood = -4054.3062  
 Iteration 3: log pseudolikelihood = -4054.2524  
 Iteration 4: log pseudolikelihood = -4054.2524

Probit regression

Number of obs	=	18856
Wald chi2(6)	=	781.10
Prob > chi2	=	0.0000
Pseudo R2	=	0.1057

Log pseudolikelihood = -4054.2524

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0185774	.0038334	-4.85	0.000	-.0260908	-.0110641
exper	-.060411	.0035385	-17.07	0.000	-.0673464	-.0534756
exper2	.0008002	.0000663	12.08	0.000	.0006704	.0009301
sexo	-.2284806	.0336973	-6.78	0.000	-.2945261	-.1624351
reljefe	-.3383891	.0418606	-8.08	0.000	-.4204343	-.2563438
ingnolabreal	.0006764	.0001291	5.24	0.000	.0004232	.0009295
_cons	-.4120009	.0662266	-6.22	0.000	-.5418025	-.2821992

Marginal effects after probit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .0471541							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0018283	.00037	-4.90	0.000	-.00256	-.001097	11.3562
exper	-.0059453	.00035	-16.87	0.000	-.006636	-.005255	22.2947
exper2	.0000788	.00001	11.82	0.000	.000066	.000092	703.678
sexo*	-.0231363	.00349	-6.62	0.000	-.029986	-.016287	.564966
reljefe*	-.0325006	.00388	-8.38	0.000	-.040103	-.024898	.441716
ingnol~1	.0000666	.00001	5.21	0.000	.000041	.000092	17.9893
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Probit model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	5	5
-	1225	17626	18851
Total	1225	17631	18856
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr ( +   D)	0.00%	
Specificity	Pr ( -   ~D)	99.97%	
Positive predictive value	Pr ( D   +)	0.00%	
Negative predictive value	Pr (~D   -)	93.50%	
False + rate for true ~D	Pr ( +   ~D)	0.03%	
False - rate for true D	Pr ( -   D)	100.00%	
False + rate for classified +	Pr (~D   +)	100.00%	
False - rate for classified -	Pr ( D   -)	6.50%	
Correctly classified		93.48%	

**MPL**

Linear regression	Number of obs = 18856
	F( 6, 18849) = 118.27
	Prob > F = 0.0000
	R-squared = 0.0526
	Root MSE = .23994

deso	Robust		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0016811	.0003856	-4.36	0.000	-.0024369	-.0009252
exper	-.0089636	.0005247	-17.08	0.000	-.0099921	-.0079351
exper2	.000123	8.59e-06	14.33	0.000	.0001062	.0001399
sexo	-.0261554	.0043912	-5.96	0.000	-.0347625	-.0175482
reljefe	-.0255305	.0040223	-6.35	0.000	-.0334145	-.0176465
ingnolabreal	.0001042	.0000274	3.80	0.000	.0000504	.0001579
_cons	.2214904	.0091064	24.32	0.000	.2036411	.2393398

## 2009 I TRIMESTRE

### LOGIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -3491.3149						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -3234.7081						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -3192.673						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -3192.501						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -3192.501						
Logistic regression						
			Number of obs	=	12264	
			Wald chi2(6)	=	491.02	
			Prob > chi2	=	0.0000	
Log pseudolikelihood = -3192.501			Pseudo R2	=	0.0856	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0407503	.0087317	-4.67	0.000	-.0578642	-.0236364
exper	-.0953535	.0082141	-11.61	0.000	-.1114528	-.0792541
exper2	.0011573	.0001644	7.04	0.000	.000835	.0014796
sexo	-.3754022	.0744504	-5.04	0.000	-.5213223	-.2294821
reljefe	-.7497059	.1000821	-7.49	0.000	-.9458631	-.5535486
ingnolabreal	.0022126	.0004072	5.43	0.000	.0014146	.0030106
_cons	-.4639855	.1447846	-3.20	0.001	-.7477582	-.1802129

Marginal effects after logit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .06287273							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.002401	.00051	-4.69	0.000	-.003404	-.001398	11.6281
exper	-.0056182	.00048	-11.64	0.000	-.006564	-.004672	21.6688
exper2	.0000682	.00001	6.97	0.000	.000049	.000087	678.549
sexo*	-.0226371	.00459	-4.93	0.000	-.03163	-.013644	.559279
reljefe*	-.0425258	.00535	-7.94	0.000	-.053021	-.032031	.418868
ingnol~1	.0001304	.00002	5.39	0.000	.000083	.000178	18.5426
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	6	6
-	1011	11247	12258
Total	1011	11253	12264
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		99.95%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		0.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		91.75%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.05%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		100.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		8.25%
Correctly classified			91.71%

## PROBIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -3491.3149					
Iteration 1: log pseudolikelihood = -3202.6945					
Iteration 2: log pseudolikelihood = -3192.178					
Iteration 3: log pseudolikelihood = -3192.1444					
Iteration 4: log pseudolikelihood = -3192.1444					
Probit regression					
				Number of obs	= 12264
				Wald chi2(6)	= 500.21
				Prob > chi2	= 0.0000
Log pseudolikelihood = -3192.1444				Pseudo R2	= 0.0857
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
totedu	-.0202922	.0044235	-4.59	0.000	-.028962 -.0116223
exper	-.0489916	.004131	-11.86	0.000	-.0570882 -.0408951
exper2	.0006103	.0000809	7.55	0.000	.0004518 .0007688
sexo	-.1882484	.0379419	-4.96	0.000	-.2626131 -.1138837
reljefe	-.357173	.04668	-7.65	0.000	-.448664 -.2656819
ingnolabreal	.0012485	.0001995	6.26	0.000	.0008574 .0016396
_cons	-.3954109	.0751021	-5.26	0.000	-.5426084 -.2482134

Marginal effects after probit  
 $y = \text{Pr}(\text{deso}) \text{ (predict)}$   
 $= .06544895$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
totedu	-.0025867	.00056	-4.61	0.000	-.003686 -.001487	11.6281
exper	-.0062451	.00052	-11.90	0.000	-.007274 -.005216	21.6688
exper2	.0000778	.00001	7.51	0.000	.000057 .000098	678.549
sexo*	-.0244479	.005	-4.89	0.000	-.034253 -.014643	.559279
reljefe*	-.0438768	.00548	-8.01	0.000	-.054611 -.033143	.418868
ingnol~1	.0001591	.00003	6.23	0.000	.000109 .000209	18.5426

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	7	7
-	1011	11246	12257
Total	1011	11253	12264

Classified + if predicted  $\text{Pr}(D) \geq .5$   
 True D defined as deso != 0

Sensitivity	$\text{Pr}(+ D)$	0.00%
Specificity	$\text{Pr}(- \sim D)$	99.94%
Positive predictive value	$\text{Pr}(D +)$	0.00%
Negative predictive value	$\text{Pr}(\sim D -)$	91.75%
False + rate for true ~D	$\text{Pr}(+ \sim D)$	0.06%
False - rate for true D	$\text{Pr}(- D)$	100.00%
False + rate for classified +	$\text{Pr}(\sim D +)$	100.00%
False - rate for classified -	$\text{Pr}(D -)$	8.25%
Correctly classified		91.70%



**MPL**

Linear regression					Number of obs = 12264	
					F( 6, 12257) = 84.19	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0488	
					Root MSE = .26832	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0023406	.0005508	-4.25	0.000	-.0034203	-.001261
exper	-.0086292	.0006949	-12.42	0.000	-.0099913	-.0072671
exper2	.0001142	.0000119	9.61	0.000	.0000909	.0001375
sexo	-.0259504	.0059227	-4.38	0.000	-.0375599	-.014341
reljefe	-.0360111	.0055092	-6.54	0.000	-.0468099	-.0252123
ingnolabreal	.0001938	.0000391	4.95	0.000	.0001171	.0002705
_cons	.2451396	.0118959	20.61	0.000	.2218217	.2684574

## 2009 II TRIMESTRE

## LOGIT

```

Iteration 0:  log pseudolikelihood = -3481.6109
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -3260.2473
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -3230.4525
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -3229.8839
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -3229.7938
Iteration 5:  log pseudolikelihood = -3229.7937

```

```

Logistic regression                                Number of obs   =      12464
                                                    Wald chi2(6)    =      439.42
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -3229.7937                Pseudo R2      =      0.0723

```

deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0458752	.008913	-5.15	0.000	-.0633443	-.028406
exper	-.0874918	.008399	-10.42	0.000	-.1039534	-.0710301
exper2	.0009431	.0001722	5.48	0.000	.0006056	.0012806
sexo	-.3243328	.07621	-4.26	0.000	-.4737017	-.1749638
reljefe	-.5405482	.0989224	-5.46	0.000	-.7344325	-.346664
ingnolabreal	.0000451	.0000303	1.49	0.137	-.0000143	.0001045
_cons	-.4935258	.1499286	-3.29	0.001	-.7873804	-.1996712

```

Marginal effects after logit
y = Pr(deso) (predict)
= .06378915

```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0027397	.00053	-5.16	0.000	-.00378	-.001699	11.6912
exper	-.005225	.00051	-10.33	0.000	-.006216	-.004234	21.4931
exper2	.0000563	.00001	5.40	0.000	.000036	.000077	669.349
sexo*	-.0197839	.00475	-4.16	0.000	-.029094	-.010474	.565148
reljefe*	-.0312783	.00545	-5.74	0.000	-.041967	-.02059	.416479
ingnol~1	2.69e-06	.00000	1.48	0.138	-8.6e-07	6.3e-06	26.914

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	0	0
-	1000	11464	12464
Total	1000	11464	12464

Classified + if predicted  $\Pr(D) \geq .5$   
True D defined as deso != 0

Sensitivity	$\Pr(+ D)$	0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$	100.00%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$	.%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$	91.98%

False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$	0.00%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$	100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$	.%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$	8.02%

Correctly classified	91.98%
----------------------	--------

## PROBIT

Iteration 0:	log pseudolikelihood = -3481.6109					
Iteration 1:	log pseudolikelihood = -3238.1385					
Iteration 2:	log pseudolikelihood = -3230.712					
Iteration 3:	log pseudolikelihood = -3230.6884					
Iteration 4:	log pseudolikelihood = -3230.6884					

Probit regression	Number of obs	=	12464
	Wald chi2(6)	=	442.78
	Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -3230.6884	Pseudo R2	=	0.0721

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.023263	.0044413	-5.24	0.000	-.0319678	-.0145583
exper	-.0455429	.0041889	-10.87	0.000	-.053753	-.0373327
exper2	.0005143	.000083	6.19	0.000	.0003515	.000677
sexo	-.1647113	.0383252	-4.30	0.000	-.2398274	-.0895953
reljefe	-.2486782	.0460117	-5.40	0.000	-.3388595	-.1584969
ingnolabreal	.0000312	.0000227	1.37	0.169	-.0000133	.0000756
_cons	-.402204	.0764897	-5.26	0.000	-.5521211	-.252287

Marginal effects after probit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .06620935							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[	95% C.I.	]
totedu	-.0029921	.00057	-5.26	0.000	-.004108	-.001876	11.6912
exper	-.0058577	.00054	-10.85	0.000	-.006916	-.004799	21.4931
exper2	.0000661	.00001	6.15	0.000	.000045	.000087	669.349
sexo*	-.0215586	.0051	-4.23	0.000	-.031545	-.011572	.565148
reljefe*	-.0310997	.00556	-5.60	0.000	-.041991	-.020209	.416479
ingnol~1	4.01e-06	.00000	1.37	0.170	-1.7e-06	9.7e-06	26.914
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Probit model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	1	1
-	1000	11463	12463
Total	1000	11464	12464
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)		0.00%
Specificity	Pr( -  ~D)		99.99%
Positive predictive value	Pr( D  +)		0.00%
Negative predictive value	Pr(~D  -)		91.98%
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)		0.01%
False - rate for true D	Pr( -  D)		100.00%
False + rate for classified +	Pr(~D  +)		100.00%
False - rate for classified -	Pr( D  -)		8.02%
Correctly classified			91.97%



## MPL

Linear regression					Number of obs = 12464	
					F( 6, 12457) = 70.96	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0404	
					Root MSE = .26619	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0026085	.0005643	-4.62	0.000	-.0037145	-.0015025
exper	-.0078416	.0006682	-11.73	0.000	-.0091515	-.0065318
exper2	.0000986	.0000116	8.49	0.000	.0000758	.0001214
sexo	-.0220392	.005896	-3.74	0.000	-.0335963	-.0104821
reljefe	-.0263758	.0055786	-4.73	0.000	-.0373108	-.0154408
ingnolabreal	5.90e-06	6.41e-06	0.92	0.358	-6.67e-06	.0000185
_cons	.2365416	.0118394	19.98	0.000	.2133345	.2597488

## 2009 III TRIMESTRE

## LOGIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -3437.2057  
 Iteration 1: log pseudolikelihood = -3227.7911  
 Iteration 2: log pseudolikelihood = -3202.2725  
 Iteration 3: log pseudolikelihood = -3202.2108  
 Iteration 4: log pseudolikelihood = -3202.2108

Logistic regression

Number of obs	=	11600
Wald chi2(6)	=	397.67
Prob > chi2	=	0.0000
Pseudo R2	=	0.0684

Log pseudolikelihood = -3202.2108

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.037753	.0085721	-4.40	0.000	-.054554	-.020952
exper	-.0839073	.0080166	-10.47	0.000	-.0996195	-.0681951
exper2	.0010475	.0001573	6.66	0.000	.0007392	.0013558
sexo	-.1552456	.0742238	-2.09	0.036	-.3007216	-.0097695
reljefe	-.7164686	.0938083	-7.64	0.000	-.9003295	-.5326077
ingnolabreal	.0024204	.0003646	6.64	0.000	.0017059	.003135
_cons	-.6609533	.1462781	-4.52	0.000	-.9476532	-.3742534

Marginal effects after logit  
 y = Pr(deso) (predict)  
 = .07148237

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0025058	.00057	-4.43	0.000	-.003614	-.001397	11.6561
exper	-.0055691	.00053	-10.57	0.000	-.006602	-.004536	21.8447
exper2	.0000695	.00001	6.63	0.000	.000049	.00009	686.36
sexo*	-.0103922	.005	-2.08	0.038	-.020193	-.000591	.559569
reljefe*	-.0460725	.00573	-8.04	0.000	-.057305	-.03484	.427414
ingnol~1	.0001606	.00002	6.58	0.000	.000113	.000208	18.1472

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	4	6	10
-	1009	10581	11590
Total	1013	10587	11600
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.39%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		99.94%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		40.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		91.29%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.06%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		99.61%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		60.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		8.71%
Correctly classified			91.25%

## PROBIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -3437.2057						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -3209.4733						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -3202.9438						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -3202.9297						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -3202.9297						
Probit regression						
				Number of obs	=	11600
				Wald chi2(6)	=	408.18
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -3202.9297				Pseudo R2	=	0.0682
	Robust					
deso	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0190472	.004359	-4.37	0.000	-.0275906	-.0105037
exper	-.0434128	.004102	-10.58	0.000	-.0514527	-.035373
exper2	.0005544	.0000793	6.99	0.000	.0003989	.0007099
sexo	-.0739382	.0380046	-1.95	0.052	-.1484259	.0005495
reljefe	-.345949	.045115	-7.67	0.000	-.4343729	-.2575252
ingnolabreal	.0013473	.0001929	6.98	0.000	.0009692	.0017255
_cons	-.4929118	.0756681	-6.51	0.000	-.6412185	-.344605

Marginal effects after probit  
 $y = \text{Pr}(\text{deso}) \text{ (predict)}$   
 $= .07387377$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0026653	.00061	-4.39	0.000	-.003856	-.001474	11.6561
exper	-.0060747	.00057	-10.63	0.000	-.007195	-.004955	21.8447
exper2	.0000776	.00001	6.97	0.000	.000056	.000099	686.36
sexo*	-.0104148	.00538	-1.93	0.053	-.020965	.000136	.559569
reljefe*	-.0469359	.00589	-7.98	0.000	-.058471	-.035401	.427414
ingnol~1	.0001885	.00003	6.94	0.000	.000135	.000242	18.1472

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	3	5	8
-	1010	10582	11592
Total	1013	10587	11600
Classified + if predicted $\text{Pr}(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\text{Pr}(+ D)$		0.30%
Specificity	$\text{Pr}(- \sim D)$		99.95%
Positive predictive value	$\text{Pr}(D +)$		37.50%
Negative predictive value	$\text{Pr}(\sim D -)$		91.29%
False + rate for true ~D	$\text{Pr}(+ \sim D)$		0.05%
False - rate for true D	$\text{Pr}(- D)$		99.70%
False + rate for classified +	$\text{Pr}(\sim D +)$		62.50%
False - rate for classified -	$\text{Pr}(D -)$		8.71%
Correctly classified			91.25%



**MPL**

Linear regression					Number of obs = 11600	
					F( 6, 11593) = 69.18	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0415	
					Root MSE = .27648	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0024211	.0005838	-4.15	0.000	-.0035655	-.0012767
exper	-.0077717	.0007175	-10.83	0.000	-.0091781	-.0063654
exper2	.0001029	.0000125	8.22	0.000	.0000784	.0001274
sexo	-.0095984	.0061997	-1.55	0.122	-.0217509	.002554
reljefe	-.0424861	.0058964	-7.21	0.000	-.054044	-.0309281
ingnolabreal	.0002293	.0000343	6.68	0.000	.0001621	.0002966
_cons	.2340759	.0124907	18.74	0.000	.2095919	.2585599

**2009 IV TRIMESTRE****LOGIT**

Iteration 0: log pseudolikelihood = -4863.1741						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -4539.6074						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -4482.2505						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -4482.0853						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -4482.0853						
Logistic regression					Number of obs = 18898	
					Wald chi2(6) = 613.85	
					Prob > chi2 = 0.0000	
Log pseudolikelihood = -4482.0853					Pseudo R2 = 0.0784	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0274651	.0076495	-3.59	0.000	-.0424579	-.0124723
exper	-.0877878	.0068202	-12.87	0.000	-.1011551	-.0744205
exper2	.0009491	.0001373	6.91	0.000	.000068	.0012182
sexo	-.1902074	.0643245	-2.96	0.003	-.3162811	-.0641337
reljefe	-.6897054	.0837999	-8.23	0.000	-.8539503	-.5254605
ingnolabreal	.0001749	.0000606	2.89	0.004	.0000562	.0002936
_cons	-.8418864	.1307304	-6.44	0.000	-1.098113	-.5856595

Marginal effects after logit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .05493317							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0014259	.00039	-3.62	0.000	-.002197	-.000654	11.3497
exper	-.0045575	.00036	-12.81	0.000	-.005255	-.00386	22.4712
exper2	.0000493	.00001	6.81	0.000	.000035	.000063	717.565
sexo*	-.0099995	.00342	-2.93	0.003	-.016697	-.003302	.568102
reljefe*	-.0347213	.00399	-8.71	0.000	-.042533	-.02691	.427611
ingnol~1	9.08e-06	.00000	2.87	0.004	2.9e-06	.000015	17.6187
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	0	0
-	1350	17548	18898
Total	1350	17548	18898
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%	
Specificity	Pr( - ~D)	100.00%	
Positive predictive value	Pr( D  +)	.%	
Negative predictive value	Pr(~D  -)	92.86%	
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	0.00%	
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%	
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	.%	
False - rate for classified -	Pr( D  -)	7.14%	
Correctly classified		92.86%	

**PROBIT**

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -4863.1741
Iteration 1: log pseudolikelihood = -4499.1576
Iteration 2: log pseudolikelihood = -4487.3354
Iteration 3: log pseudolikelihood = -4487.2899
Iteration 4: log pseudolikelihood = -4487.2899
```

```
Probit regression                                Number of obs   =      18898
                                                Wald chi2(6)    =      624.85
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -4487.2899              Pseudo R2      =      0.0773
```

deso	Robust					[95% Conf. Interval]
	Coef.	Std. Err.	z	P> z		
totedu	-.0121331	.0037338	-3.25	0.001	-.0194513	-.0048149
exper	-.0446754	.0033745	-13.24	0.000	-.0512893	-.0380615
exper2	.000509	.0000656	7.76	0.000	.0003805	.0006376
sexo	-.0916031	.0320383	-2.86	0.004	-.154397	-.0288093
reljefe	-.3108584	.0384467	-8.09	0.000	-.3862127	-.2355042
ingnolabreal	.0001086	.0000444	2.45	0.014	.0000216	.0001955
_cons	-.6158027	.064861	-9.49	0.000	-.7429279	-.4886775

## Marginal effects after probit

```
y = Pr(deso) (predict)
= .05760367
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0013998	.00043	-3.27	0.001	-.00224	-.00056	11.3497
exper	-.0051543	.00039	-13.24	0.000	-.005918	-.004391	22.4712
exper2	.0000587	.00001	7.70	0.000	.000044	.000074	717.565
sexo*	-.0106781	.00377	-2.83	0.005	-.018062	-.003295	.568102
reljefe*	-.0348222	.00413	-8.43	0.000	-.042914	-.02673	.427611
ingnol~1	.0000125	.00001	2.44	0.015	2.5e-06	.000023	17.6187

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	0	0	0
-	1350	17548	18898
Total	1350	17548	18898
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		100.00%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		.%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		92.86%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.00%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		.%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		7.14%
Correctly classified			92.86%

## MPL

Linear regression

Number of obs = 18898

F( 6, 18891) = 99.53

Prob > F = 0.0000

R-squared = 0.0410

Root MSE = .25227

deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0012914	.0004267	-3.03	0.002	-.0021277	-.000455
exper	-.0074869	.0005096	-14.69	0.000	-.0084857	-.0064881
exper2	.0000955	8.43e-06	11.34	0.000	.000079	.000112
sexo	-.0109647	.0044757	-2.45	0.014	-.0197375	-.0021918
reljefe	-.0311246	.0041383	-7.52	0.000	-.039236	-.0230132
ingnolabreal	.0000167	9.76e-06	1.71	0.087	-2.41e-06	.0000359
_cons	.205027	.0093143	22.01	0.000	.1867701	.223284



Logistic model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	0	2	2
-	957	10656	11613
Total	957	10658	11615
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%	
Specificity	Pr( - ~D)	99.98%	
Positive predictive value	Pr( D  +)	0.00%	
Negative predictive value	Pr(~D  -)	91.76%	
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	0.02%	
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%	
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	100.00%	
False - rate for classified -	Pr( D  -)	8.24%	
Correctly classified		91.74%	

## PROBIT

Iteration 0:	log pseudolikelihood = -3305.3555					
Iteration 1:	log pseudolikelihood = -3017.9054					
Iteration 2:	log pseudolikelihood = -3009.2308					
Iteration 3:	log pseudolikelihood = -3009.2002					
Iteration 4:	log pseudolikelihood = -3009.2002					
Probit regression					Number of obs =	11615
					Wald chi2(6) =	487.16
					Prob > chi2 =	0.0000
Log pseudolikelihood = -3009.2002					Pseudo R2 =	0.0896
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0229174	.004681	-4.90	0.000	-.0320919	-.0137428
exper	-.0562663	.004297	-13.09	0.000	-.0646882	-.0478444
exper2	.0006695	.0000845	7.92	0.000	.0005038	.0008352
sexo	-.2281053	.0386956	-5.89	0.000	-.3039472	-.1522634
reljefe	-.1904114	.046525	-4.09	0.000	-.2815988	-.0992241
ingnolabreal	.0008373	.0001801	4.65	0.000	.0004843	.0011904
_cons	-.286519	.079557	-3.60	0.000	-.4424479	-.1305901

Marginal effects after probit  
 $y = \text{Pr}(\text{deso}) \text{ (predict)}$   
 $= .06550015$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]	X
totedu	-.0029231	.00059	-4.96	0.000	-.004079 -.001768	11.6825
exper	-.0071768	.00055	-13.17	0.000	-.008245 -.006109	21.8025
exper2	.0000854	.00001	7.86	0.000	.000064 .000107	685.979
sexo*	-.0297041	.00509	-5.84	0.000	-.039678 -.019731	.552561
reljefe*	-.0237319	.00566	-4.20	0.000	-.034818 -.012645	.413087
ingnol~1	.0001068	.00002	4.63	0.000	.000062 .000152	19.3979

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	2	2
-	957	10656	11613
Total	957	10658	11615

Classified + if predicted  $\text{Pr}(D) \geq .5$

True D defined as deso != 0

Sensitivity	$\text{Pr}(+ D)$	0.00%
Specificity	$\text{Pr}(- \sim D)$	99.98%
Positive predictive value	$\text{Pr}(D +)$	0.00%
Negative predictive value	$\text{Pr}(\sim D -)$	91.76%

False + rate for true ~D	$\text{Pr}(+ \sim D)$	0.02%
False - rate for true D	$\text{Pr}(- D)$	100.00%
False + rate for classified +	$\text{Pr}(\sim D +)$	100.00%
False - rate for classified -	$\text{Pr}(D -)$	8.24%

Correctly classified 91.74%

## MPL

Linear regression					Number of obs = 11615	
					F( 6, 11608) = 76.80	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0531	
					Root MSE = .26765	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0026403	.0005735	-4.60	0.000	-.0037644	-.0015162
exper	-.0100155	.0007213	-13.88	0.000	-.0114294	-.0086015
exper2	.00013	.0000124	10.49	0.000	.0001057	.0001542
sexo	-.033885	.0059239	-5.72	0.000	-.0454967	-.0222732
reljefe	-.0158244	.0055679	-2.84	0.004	-.0267385	-.0049103
ingnolabreal	.0001132	.0000269	4.21	0.000	.0000605	.0001659
_cons	.265507	.0126327	21.02	0.000	.2407448	.2902691

## 2010 II TRIMESTRE

## LOGIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -5085.5319						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -4737.4646						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -4676.1479						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -4675.9516						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -4675.9516						
Logistic regression					Number of obs = 19021	
					Wald chi2(6) = 691.94	
					Prob > chi2 = 0.0000	
Log pseudolikelihood = -4675.9516					Pseudo R2 = 0.0805	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0400026	.0071412	-5.60	0.000	-.0539992	-.026006
exper	-.1021551	.0066172	-15.44	0.000	-.1151245	-.0891857
exper2	.0013547	.0001282	10.57	0.000	.0011035	.001606
sexo	-.2841683	.062837	-4.52	0.000	-.4073266	-.16101
reljefe	-.779204	.0816161	-9.55	0.000	-.9391687	-.6192393
ingnolabreal	.000475	.0001868	2.54	0.011	.0001088	.0008411
_cons	-.4936608	.1261599	-3.91	0.000	-.7409297	-.246392



Marginal effects after logit  
 $y = \text{Pr}(\text{deso}) \text{ (predict)}$   
 $= .05809303$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0021889	.00038	-5.69	0.000	-.002943	-.001434	11.4947
exper	-.0055897	.00036	-15.44	0.000	-.006299	-.00488	22.6647
exper2	.0000741	.00001	10.42	0.000	.00006	.000088	721.888
sexo*	-.0158601	.00357	-4.44	0.000	-.022859	-.008861	.570002
reljefe*	-.0415765	.00414	-10.05	0.000	-.049686	-.033467	.438726
ingnol~1	.000026	.00001	2.53	0.011	5.9e-06	.000046	18.5494

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	1	1
-	1434	17586	19020
Total	1434	17587	19021

Classified + if predicted  $\text{Pr}(D) \geq .5$   
 True D defined as deso != 0

Sensitivity	$\text{Pr}(+ D)$	0.00%
Specificity	$\text{Pr}(- \sim D)$	99.99%
Positive predictive value	$\text{Pr}(D +)$	0.00%
Negative predictive value	$\text{Pr}(\sim D -)$	92.46%
False + rate for true ~D	$\text{Pr}(+ \sim D)$	0.01%
False - rate for true D	$\text{Pr}(- D)$	100.00%
False + rate for classified +	$\text{Pr}(\sim D +)$	100.00%
False - rate for classified -	$\text{Pr}(D -)$	7.54%
Correctly classified		92.46%

## PROBIT

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood = -5085.5319
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -4692.1036
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -4678.6952
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -4678.6464
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -4678.6464
```

```
Probit regression                                Number of obs   =      19021
                                                Wald chi2(6)    =      699.45
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -4678.6464              Pseudo R2      =      0.0800
```

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0185412	.0035418	-5.23	0.000	-.0254831	-.0115993
exper	-.0521412	.0033398	-15.61	0.000	-.0586872	-.0455953
exper2	.0007076	.0000636	11.12	0.000	.0005829	.0008322
sexo	-.1398971	.0314624	-4.45	0.000	-.2015623	-.078232
reljefe	-.3615081	.0376009	-9.61	0.000	-.4352045	-.2878117
ingnolabreal	.0002888	.0000987	2.93	0.003	.0000954	.0004823
_cons	-.4325487	.063809	-6.78	0.000	-.5576122	-.3074853

Marginal effects after probit

```
y = Pr(deso) (predict)
= .06061283
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0022263	.00042	-5.28	0.000	-.003052	-.0014	11.4947
exper	-.0062608	.0004	-15.64	0.000	-.007045	-.005476	22.6647
exper2	.000085	.00001	11.05	0.000	.00007	.0001	721.888
sexo*	-.0170731	.00389	-4.39	0.000	-.024703	-.009443	.570002
reljefe*	-.0422664	.00423	-9.98	0.000	-.050564	-.033969	.438726
ingnol~1	.0000347	.00001	2.92	0.004	.000011	.000058	18.5494

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



Probit model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	1	1
-	1434	17586	19020
Total	1434	17587	19021
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		99.99%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		0.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D  -)$		92.46%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.01%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		100.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		7.54%
Correctly classified			92.46%

## MPL

Linear regression					Number of obs = 19021	
					F( 6, 19014) = 109.88	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0438	
					Root MSE = .25822	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0020717	.0004158	-4.98	0.000	-.0028868	-.0012567
exper	-.0085178	.0005493	-15.51	0.000	-.0095944	-.0074412
exper2	.0001178	9.33e-06	12.63	0.000	.0000995	.0001361
sexo	-.0175792	.0045535	-3.86	0.000	-.0265043	-.008654
reljefe	-.037024	.0042618	-8.69	0.000	-.0453776	-.0286705
ingnolabreal	.0000451	.0000186	2.42	0.016	8.58e-06	.0000817
_cons	.2326206	.0096486	24.11	0.000	.2137086	.2515326

## 2010 III TRIMESTRE

## LOGIT

```

Iteration 0:  log pseudolikelihood = -2931.4221
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -2763.9776
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -2737.3169
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -2736.8564
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -2736.8562

Logistic regression                                Number of obs   =       11630
                                                    Wald chi2(6)    =       313.87
                                                    Prob > chi2     =       0.0000
Log pseudolikelihood = -2736.8562                Pseudo R2      =       0.0664

```

deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.048288	.0099142	-4.87	0.000	-.0677195	-.0288566
exper	-.0981447	.0089786	-10.93	0.000	-.1157424	-.080547
exper2	.0012009	.0001657	7.25	0.000	.0008761	.0015257
sexo	-.2753249	.0829645	-3.32	0.001	-.4379324	-.1127175
reljefe	-.4530793	.1041126	-4.35	0.000	-.6571364	-.2490223
ingnolabreal	.0006856	.0002508	2.73	0.006	.0001939	.0011772
_cons	-.5790589	.172832	-3.35	0.001	-.9178033	-.2403144

Marginal effects after logit  
y = Pr(deso) (predict)  
= .05608488

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0025563	.00051	-4.97	0.000	-.003565	-.001548	11.6704
exper	-.0051957	.00046	-11.32	0.000	-.006096	-.004296	22.4233
exper2	.0000636	.00001	7.29	0.000	.000046	.000081	713.715
sexo*	-.014841	.00451	-3.29	0.001	-.023676	-.006006	.565176
reljefe*	-.023445	.00523	-4.48	0.000	-.033704	-.013186	.428805
ingnol~1	.0000363	.00001	2.72	0.007	.00001	.000062	18.8966

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	0	2	2
-	807	10821	11628
Total	807	10823	11630
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$	0.00%	
Specificity	$\Pr(- \sim D)$	99.98%	
Positive predictive value	$\Pr(D +)$	0.00%	
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$	93.06%	
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$	0.02%	
False - rate for true D	$\Pr(- D)$	100.00%	
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$	100.00%	
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$	6.94%	
Correctly classified		93.04%	

## PROBIT

Iteration 0:	log pseudolikelihood = -2931.4221					
Iteration 1:	log pseudolikelihood = -2746.0689					
Iteration 2:	log pseudolikelihood = -2740.0562					
Iteration 3:	log pseudolikelihood = -2740.041					
Iteration 4:	log pseudolikelihood = -2740.041					
Probit regression					Number of obs =	11630
					Wald chi2(6) =	317.29
					Prob > chi2 =	0.0000
Log pseudolikelihood = -2740.041					Pseudo R2 =	0.0653
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0224016	.0048464	-4.62	0.000	-.0319003	-.0129029
exper	-.0479668	.0044159	-10.86	0.000	-.0566218	-.0393118
exper2	.0005988	.0000816	7.33	0.000	.0004388	.0007588
sexo	-.1213622	.0407822	-2.98	0.003	-.201294	-.0414305
reljefe	-.2152037	.0484187	-4.44	0.000	-.3101025	-.1203049
ingnolabreal	.0004221	.0001319	3.20	0.001	.0001636	.0006806
_cons	-.5071283	.085638	-5.92	0.000	-.6749757	-.339281

Marginal effects after probit

y = Pr(deso) (predict)

= .05824856

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[	95% C.I.	]	X
totedu	-.0026073	.00056	-4.67	0.000	-.003701	-.001514		11.6704
exper	-.0055827	.00051	-11.04	0.000	-.006574	-.004591		22.4233
exper2	.0000697	.00001	7.35	0.000	.000051	.000088		713.715
sexo*	-.0143136	.00485	-2.95	0.003	-.023816	-.004811		.565176
reljefe*	-.02452	.00539	-4.55	0.000	-.03508	-.01396		.428805
ingnol~1	.0000491	.00002	3.19	0.001	.000019	.000079		18.8966

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	3	3
-	807	10820	11627
Total	807	10823	11630

Classified + if predicted Pr(D) >= .5

True D defined as deso != 0

Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%
Specificity	Pr( - ~D)	99.97%
Positive predictive value	Pr( D  +)	0.00%
Negative predictive value	Pr(~D  -)	93.06%
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	0.03%
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	100.00%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	6.94%
Correctly classified		93.04%

## MPL

Linear regression					Number of obs = 11630	
					F( 6, 11623) = 48.51	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0348	
					Root MSE = .24973	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0024487	.0005436	-4.50	0.000	-.0035141	-.0013832
exper	-.0074855	.0006816	-10.98	0.000	-.0088216	-.0061494
exper2	.0000984	.0000114	8.63	0.000	.0000761	.0001208
sexo	-.0160322	.0055913	-2.87	0.004	-.026992	-.0050724
reljefe	-.0206105	.0053214	-3.87	0.000	-.0310412	-.0101797
ingnolabreal	.0000706	.0000274	2.58	0.010	.000017	.0001243
_cons	.212128	.0121767	17.42	0.000	.1882596	.2359965

## 2010 IV TRIMESTRE

## LOGIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -4430.4656						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -4140.9957						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -4081.8159						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -4081.6095						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -4081.6093						
Logistic regression					Number of obs = 19180	
					Wald chi2(6) = 560.63	
					Prob > chi2 = 0.0000	
Log pseudolikelihood = -4081.6093					Pseudo R2 = 0.0787	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0349765	.008041	-4.35	0.000	-.0507366	-.0192164
exper	-.0887274	.0076156	-11.65	0.000	-.1036537	-.073801
exper2	.0009344	.0001534	6.09	0.000	.0006336	.0012351
sexo	-.1413368	.0679245	-2.08	0.037	-.2744664	-.0082072
reljefe	-.7315826	.0892213	-8.20	0.000	-.9064532	-.556712
ingnolabreal	.0005623	.0003693	1.52	0.128	-.0001615	.0012861
_cons	-.8905278	.1412142	-6.31	0.000	-1.167302	-.6137531

Marginal effects after logit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .04637903							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0015469	.00035	-4.38	0.000	-.00224	-.000854	11.5465
exper	-.0039242	.00034	-11.45	0.000	-.004596	-.003252	22.8142
exper2	.0000413	.00001	5.97	0.000	.000028	.000055	729.791
sexo*	-.006317	.00306	-2.06	0.039	-.012316	-.000318	.577164
reljefe*	-.0313661	.0036	-8.71	0.000	-.038423	-.02431	.428467
ingnol~1	.0000249	.00002	1.52	0.128	-7.2e-06	.000057	14.8512
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	1	1
-	1179	18000	19179
Total	1179	18001	19180
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%	
Specificity	Pr( -  ~D)	99.99%	
Positive predictive value	Pr( D  +)	0.00%	
Negative predictive value	Pr( ~D  -)	93.85%	
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	0.01%	
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%	
False + rate for classified +	Pr( ~D  +)	100.00%	
False - rate for classified -	Pr( D  -)	6.15%	
Correctly classified		93.85%	



## PROBIT

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood = -4430.4656
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -4098.0627
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -4084.6661
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -4084.6167
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -4084.6167
```

```
Probit regression                                Number of obs   =      19180
                                                Wald chi2(6)    =      570.42
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -4084.6167              Pseudo R2      =      0.0781
```

deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.016453	.0038513	-4.27	0.000	-.0240014	-.0089045
exper	-.0444705	.0036692	-12.12	0.000	-.0516621	-.037279
exper2	.0004947	.0000712	6.94	0.000	.0003551	.0006344
sexo	-.063081	.0331707	-1.90	0.057	-.1280943	.0019323
reljefe	-.3258177	.0398742	-8.17	0.000	-.4039697	-.2476657
ingnolabreal	.0003254	.0001407	2.31	0.021	.0000497	.0006012
_cons	-.6438991	.0691978	-9.31	0.000	-.7795242	-.5082739

```
Marginal effects after probit
y = Pr(deso) (predict)
= .04860344
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0016589	.00039	-4.30	0.000	-.002416	-.000902	11.5465
exper	-.0044839	.00037	-12.06	0.000	-.005213	-.003755	22.8142
exper2	.0000499	.00001	6.88	0.000	.000036	.000064	729.791
sexo*	-.0064137	.00339	-1.89	0.059	-.013068	.00024	.577164
reljefe*	-.0318521	.00373	-8.55	0.000	-.039155	-.024549	.428467
ingnol~1	.0000328	.00001	2.31	0.021	5.0e-06	.000061	14.8512

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	1	1
-	1179	18000	19179
Total	1179	18001	19180

Classified + if predicted  $\Pr(D) \geq .5$   
True D defined as deso  $\neq 0$

Sensitivity	$\Pr(+ D)$	0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$	99.99%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$	0.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$	93.85%

False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$	0.01%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$	100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$	100.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$	6.15%

Correctly classified	93.85%
----------------------	--------

## MPL

Linear regression					Number of obs = 19180	
					F( 6, 19173) = 89.57	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0372	
					Root MSE = .23572	

deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0015066	.0003934	-3.83	0.000	-.0022778	-.0007354
exper	-.0067028	.0004964	-13.50	0.000	-.0076757	-.0057299
exper2	.0000847	8.23e-06	10.28	0.000	.0000685	.0001008
sexo	-.0059729	.0040846	-1.46	0.144	-.013979	.0020333
reljefe	-.0290438	.0037086	-7.83	0.000	-.036313	-.0217746
ingnolabreal	.0000486	.0000235	2.06	0.039	2.44e-06	.0000947
_cons	.1851721	.0088076	21.02	0.000	.1679084	.2024358

## 2011 I TRIMESTRE

## LOGIT

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -2783.6905
Iteration 1: log pseudolikelihood = -2565.9575
Iteration 2: log pseudolikelihood = -2505.0514
Iteration 3: log pseudolikelihood = -2504.8285
Iteration 4: log pseudolikelihood = -2504.8282
Iteration 5: log pseudolikelihood = -2504.8282
```

```
Logistic regression                                Number of obs   =      11430
                                                    Wald chi2(6)    =      450.51
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -2504.8282                Pseudo R2      =      0.1002
```

deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0294789	.0106363	-2.77	0.006	-.0503256	-.0086322
exper	-.1173752	.0097102	-12.09	0.000	-.1364069	-.0983435
exper2	.0013015	.0001993	6.53	0.000	.0009108	.0016922
sexo	-.4014373	.0850343	-4.72	0.000	-.5681016	-.2347731
reljefe	-.3610674	.1139239	-3.17	0.002	-.5843542	-.1377805
ingnolabreal	.0021233	.000613	3.46	0.001	.0009217	.0033248
_cons	-.6070261	.184172	-3.30	0.001	-.9679966	-.2460557

```
Marginal effects after logit
y = Pr(deso) (predict)
= .04738435
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0013307	.00047	-2.81	0.005	-.002257	-.000404	11.932
exper	-.0052982	.00045	-11.86	0.000	-.006173	-.004423	22.4024
exper2	.0000587	.00001	6.34	0.000	.000041	.000077	710.801
sexo*	-.0185724	.00402	-4.62	0.000	-.026454	-.01069	.554506
reljefe*	-.0159416	.00487	-3.27	0.001	-.025485	-.006399	.42021
ingnol~1	.0000958	.00003	3.49	0.000	.000042	.00015	17.2128

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	3	3
-	756	10671	11427
Total	756	10674	11430
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		99.97%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		0.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		93.38%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.03%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		100.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		6.62%
Correctly classified			93.36%

## PROBIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -2783.6905						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -2517.2218						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -2506.2912						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -2506.2505						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -2506.2505						
Probit regression						
			Number of obs	=	11430	
			Wald chi2(6)	=	455.67	
			Prob > chi2	=	0.0000	
Log pseudolikelihood = -2506.2505			Pseudo R2	=	0.0997	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0116445	.0051713	-2.25	0.024	-.02178	-.0015089
exper	-.059071	.0046883	-12.60	0.000	-.0682599	-.0498821
exper2	.0006926	.0000927	7.47	0.000	.000511	.0008743
sexo	-.1936102	.0421762	-4.59	0.000	-.2762739	-.1109464
reljefe	-.161145	.0520831	-3.09	0.002	-.2632259	-.0590641
ingnolabreal	.0010871	.000277	3.92	0.000	.0005442	.00163
_cons	-.5203165	.0913237	-5.70	0.000	-.6993077	-.3413253

Marginal effects after probit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .04981746							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0011975	.00053	-2.27	0.023	-.002231	-.000164	11.932
exper	-.0060746	.00049	-12.49	0.000	-.007028	-.005122	22.4024
exper2	.0000712	.00001	7.34	0.000	.000052	.00009	710.801
sexo*	-.0203108	.00449	-4.53	0.000	-.029105	-.011517	.554506
reljefe*	-.0162536	.00513	-3.17	0.002	-.026303	-.006205	.42021
ingnol~1	.0001118	.00003	3.94	0.000	.000056	.000167	17.2128
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Probit model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	2	2
-	756	10672	11428
Total	756	10674	11430
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +   D)		0.00%
Specificity	Pr( -   ~D)		99.98%
Positive predictive value	Pr( D   +)		0.00%
Negative predictive value	Pr( ~D   -)		93.38%
False + rate for true ~D	Pr( +   ~D)		0.02%
False - rate for true D	Pr( -   D)		100.00%
False + rate for classified +	Pr( ~D   +)		100.00%
False - rate for classified -	Pr( D   -)		6.62%
Correctly classified	93.37%		

**MPL**

Linear regression					Number of obs = 11430	
					F( 6, 11423) = 66.30	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0520	
					Root MSE = .24206	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0010747	.0005148	-2.09	0.037	-.0020837	-.0000657
exper	-.0093595	.0006751	-13.86	0.000	-.0106829	-.0080362
exper2	.0001233	.0000111	11.07	0.000	.0001014	.0001451
sexo	-.0241615	.0054678	-4.42	0.000	-.0348793	-.0134438
reljefe	-.010323	.0050346	-2.05	0.040	-.0201916	-.0004543
ingnolabreal	.0001488	.0000369	4.03	0.000	.0000764	.0002212
_cons	.216209	.0121855	17.74	0.000	.1923234	.2400946

**2011 II TRIMESTRE****LOGIT**

Iteration 0: log pseudolikelihood = -4326.9454						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -4023.3993						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -3945.5996						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -3945.3668						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -3945.3667						
Logistic regression					Number of obs = 18623	
					Wald chi2(6) = 620.50	
					Prob > chi2 = 0.0000	
Log pseudolikelihood = -3945.3667					Pseudo R2 = 0.0882	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0385478	.0082178	-4.69	0.000	-.0546544	-.0224411
exper	-.1065402	.0075178	-14.17	0.000	-.1212748	-.0918055
exper2	.0012313	.0001486	8.29	0.000	.0009401	.0015225
sexo	-.1586887	.0695285	-2.28	0.022	-.2949621	-.0224153
reljefe	-.6449852	.0893438	-7.22	0.000	-.8200958	-.4698746
ingnolabreal	.0009167	.0002118	4.33	0.000	.0005017	.0013318
_cons	-.6857103	.1452416	-4.72	0.000	-.9703785	-.4010421

Marginal effects after logit  
 $y = \text{Pr}(\text{deso}) \text{ (predict)}$   
 $= .04571864$

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0016818	.00035	-4.75	0.000	-.002375	-.000988	11.7363
exper	-.0046482	.00033	-14.00	0.000	-.005299	-.003997	23.1255
exper2	.0000537	.00001	8.10	0.000	.000041	.000067	746.839
sexo*	-.0070019	.00309	-2.27	0.023	-.013052	-.000952	.572947
reljefe*	-.0274301	.00362	-7.57	0.000	-.034535	-.020325	.43457
ingnol~1	.00004	.00001	4.30	0.000	.000022	.000058	16.4379

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	2	2
-	1154	17467	18621
Total	1154	17469	18623

Classified + if predicted  $\text{Pr}(D) \geq .5$

True D defined as deso != 0

Sensitivity	$\text{Pr}(+ D)$	0.00%
Specificity	$\text{Pr}(- \sim D)$	99.99%
Positive predictive value	$\text{Pr}(D +)$	0.00%
Negative predictive value	$\text{Pr}(\sim D -)$	93.80%

False + rate for true ~D	$\text{Pr}(+ \sim D)$	0.01%
False - rate for true D	$\text{Pr}(- D)$	100.00%
False + rate for classified +	$\text{Pr}(\sim D +)$	100.00%
False - rate for classified -	$\text{Pr}(D -)$	6.20%

Correctly classified	93.79%
----------------------	--------



## PROBIT

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood = -4326.9454
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -3963.9023
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -3950.456
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -3950.4022
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -3950.4022
```

```
Probit regression                                Number of obs   =      18623
                                                Wald chi2(6)    =      627.25
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -3950.4022              Pseudo R2      =      0.0870
```

deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0174133	.0039517	-4.41	0.000	-.0251585	-.0096682
exper	-.0529481	.0036494	-14.51	0.000	-.0601008	-.0457955
exper2	.0006373	.00007	9.10	0.000	.0005001	.0007746
sexo	-.0636474	.0340435	-1.87	0.062	-.1303715	.0030767
reljefe	-.2891975	.0404159	-7.16	0.000	-.3684113	-.2099838
ingnolabreal	.0005233	.0001193	4.39	0.000	.0002895	.0007571
_cons	-.5570685	.0711623	-7.83	0.000	-.6965441	-.417593

```
Marginal effects after probit
y = Pr(deso) (predict)
= .04811151
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0017415	.00039	-4.44	0.000	-.00251	-.000974	11.7363
exper	-.0052954	.00037	-14.47	0.000	-.006013	-.004578	23.1255
exper2	.0000637	.00001	9.00	0.000	.00005	.000078	746.839
sexo*	-.0064167	.00345	-1.86	0.063	-.013178	.000344	.572947
reljefe*	-.0282001	.0038	-7.41	0.000	-.035656	-.020744	.43457
ingnol~1	.0000523	.00001	4.36	0.000	.000029	.000076	16.4379

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



Probit model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	2	2
-	1154	17467	18621
Total	1154	17469	18623
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
<hr/>			
Sensitivity		$\Pr(+ D)$	0.00%
Specificity		$\Pr(- \sim D)$	99.99%
Positive predictive value		$\Pr(D +)$	0.00%
Negative predictive value		$\Pr(\sim D -)$	93.80%
<hr/>			
False + rate for true ~D		$\Pr(+ \sim D)$	0.01%
False - rate for true D		$\Pr(- D)$	100.00%
False + rate for classified +		$\Pr(\sim D +)$	100.00%
False - rate for classified -		$\Pr(D -)$	6.20%
<hr/>			
Correctly classified			93.79%
<hr/>			

## MPL

Linear regression					Number of obs = 18623	
					F( 6, 18616) = 91.14	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0432	
					Root MSE = .23588	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0016117	.0003983	-4.05	0.000	-.0023924	-.0008311
exper	-.007967	.0005189	-15.35	0.000	-.0089841	-.0069499
exper2	.0001044	8.52e-06	12.25	0.000	.0000877	.0001211
sexo	-.0071665	.004246	-1.69	0.091	-.0154891	.0011561
reljefe	-.0248441	.0038538	-6.45	0.000	-.0323979	-.0172903
ingnolabreal	.0000673	.0000196	3.43	0.001	.0000289	.0001056
_cons	.2009598	.0093398	21.52	0.000	.182653	.2192665

## 2011 III TRIMESTRE

## LOGIT

```

Iteration 0:  log pseudolikelihood = -2271.4735
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -2136.8071
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -2106.3309
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -2105.7162
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -2105.7161

Logistic regression                                Number of obs   =      10644
                                                    Wald chi2(6)    =      291.64
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -2105.7161                Pseudo R2      =      0.0730

```

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0340803	.0114214	-2.98	0.003	-.0564658	-.0116949
exper	-.1027738	.0106098	-9.69	0.000	-.1235686	-.081979
exper2	.0013388	.0002134	6.27	0.000	.0009206	.0017571
sexo	-.030039	.0977855	-0.31	0.759	-.2216951	.1616172
reljefe	-.6932512	.1272584	-5.45	0.000	-.9426731	-.4438292
ingnolabreal	.0009423	.0004025	2.34	0.019	.0001535	.0017311
_cons	-1.053834	.1973707	-5.34	0.000	-1.440673	-.6669941

Marginal effects after logit  
y = Pr(deso) (predict)  
= .04259289

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0013898	.00046	-3.01	0.003	-.002296	-.000484	11.9951
exper	-.004191	.00044	-9.62	0.000	-.005045	-.003337	22.2627
exper2	.0000546	.00001	6.16	0.000	.000037	.000072	702.855
sexo*	-.0012275	.004	-0.31	0.759	-.009072	.006617	.574784
reljefe*	-.0275284	.00485	-5.68	0.000	-.037028	-.018029	.434235
ingnol~1	.0000384	.00002	2.33	0.020	6.1e-06	.000071	16.3488

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	2	2
-	587	10055	10642
Total	587	10057	10644
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$	0.00%	
Specificity	$\Pr(- \sim D)$	99.98%	
Positive predictive value	$\Pr(D +)$	0.00%	
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$	94.48%	
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$	0.02%	
False - rate for true D	$\Pr(- D)$	100.00%	
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$	100.00%	
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$	5.52%	
Correctly classified		94.47%	

**PROBIT**

```

Iteration 0:  log pseudolikelihood = -2271.4735
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -2112.9439
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -2105.223
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -2105.1936
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -2105.1936

```

```

Probit regression                                Number of obs   =      10644
                                                Wald chi2(6)    =      295.72
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -2105.1936              Pseudo R2      =      0.0732

```

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0156403	.0054829	-2.85	0.004	-.0263867	-.004894
exper	-.0502944	.0050213	-10.02	0.000	-.0601359	-.0404528
exper2	.0006726	.0000984	6.84	0.000	.0004798	.0008654
sexo	-.0076162	.0464619	-0.16	0.870	-.0986798	.0834474
reljefe	-.3156773	.0561355	-5.62	0.000	-.4257008	-.2056537
ingnolabreal	.0005503	.0001832	3.00	0.003	.0001913	.0009093
_cons	-.7376019	.0959066	-7.69	0.000	-.9255754	-.5496285

Marginal effects after probit

y = Pr(deso) (predict)

= .04413466

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0014595	.00051	-2.87	0.004	-.002457	-.000462	11.9951
exper	-.0046933	.00047	-9.98	0.000	-.005615	-.003772	22.2627
exper2	.0000628	.00001	6.77	0.000	.000045	.000081	702.855
sexo*	-.0007114	.00434	-0.16	0.870	-.009224	.007801	.574784
reljefe*	-.0286598	.00493	-5.82	0.000	-.038317	-.019002	.434235
ingnol~1	.0000513	.00002	2.99	0.003	.000018	.000085	16.3488

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



Probit model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	2	2
-	587	10055	10642
Total	587	10057	10644
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		99.98%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		0.00%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		94.48%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.02%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		100.00%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		5.52%
Correctly classified			94.47%

## MPL

Linear regression					Number of obs = 10644	
					F( 6, 10637) = 41.81	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0330	
					Root MSE = .22454	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0013229	.0005011	-2.64	0.008	-.0023052	-.0003406
exper	-.0065495	.0006449	-10.16	0.000	-.0078137	-.0052853
exper2	.0000908	.0000111	8.19	0.000	.0000691	.0001126
sexo	.0007405	.005346	0.14	0.890	-.0097387	.0112197
reljefe	-.0270018	.0050542	-5.34	0.000	-.036909	-.0170946
ingnolabreal	.0000825	.0000334	2.47	0.014	.0000169	.000148
_cons	.1629455	.0111373	14.63	0.000	.1411142	.1847768

## 2011 IV TRIMESTRE

## LOGIT

```

Iteration 0:  log pseudolikelihood = -3382.6062
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -3172.3109
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -3135.4332
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -3121.7876
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -3118.529
Iteration 5:  log pseudolikelihood = -3118.3265
Iteration 6:  log pseudolikelihood = -3117.6966
Iteration 7:  log pseudolikelihood = -3117.5523
Iteration 8:  log pseudolikelihood = -3117.1906
Iteration 9:  log pseudolikelihood = -3116.8918
Iteration 10: log pseudolikelihood = -3116.8712
Iteration 11: log pseudolikelihood = -3116.871

```

```

Logistic regression                                Number of obs   =      17212
                                                    Wald chi2(6)    =      447.19
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -3116.871                Pseudo R2      =      0.0786

```

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0257725	.0096207	-2.68	0.007	-.0446287	-.0069164
exper	-.1057243	.0086462	-12.23	0.000	-.1226706	-.0887781
exper2	.0013535	.0001731	7.82	0.000	.0010143	.0016927
sexo	-.139588	.0809842	-1.72	0.085	-.2983142	.0191381
reljefe	-.7268951	.1008316	-7.21	0.000	-.9245214	-.5292688
ingnolabreal	.0002277	.0001231	1.85	0.064	-.0000135	.0004689
_cons	-1.130519	.1696847	-6.66	0.000	-1.463095	-.7979431

Marginal effects after logit								
y = Pr(deso) (predict)								
= .03673976								
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[	95% C.I.	]	X
totedu	-.0009121	.00034	-2.71	0.007	-.001573	-.000251		11.8148
exper	-.0037416	.00031	-12.00	0.000	-.004353	-.00313		22.6612
exper2	.0000479	.00001	7.59	0.000	.000036	.00006		720.189
sexo*	-.0049941	.00293	-1.71	0.088	-.010729	.000741		.579363
reljefe*	-.0254497	.0034	-7.49	0.000	-.032111	-.018788		.458343
ingnol~1	8.06e-06	.00000	1.84	0.065	-5.1e-07	.000017		15.9572
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1								

Logistic model for deso																					
<table> <tr> <td rowspan="2">Classified</td><td colspan="2">True</td><td rowspan="2">Total</td></tr> <tr> <td>D</td><td>~D</td></tr> <tr> <td>+</td><td>0</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr> <td>-</td><td>849</td><td>16362</td><td>17211</td></tr> <tr> <td>Total</td><td>849</td><td>16363</td><td>17212</td></tr> </table>				Classified	True		Total	D	~D	+	0	1	1	-	849	16362	17211	Total	849	16363	17212
Classified	True		Total																		
	D	~D																			
+	0	1	1																		
-	849	16362	17211																		
Total	849	16363	17212																		
Classified + if predicted Pr(D) >= .5																					
True D defined as deso != 0																					
Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%																			
Specificity	Pr( -  ~D)	99.99%																			
Positive predictive value	Pr( D  +)	0.00%																			
Negative predictive value	Pr( ~D  -)	95.07%																			
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	0.01%																			
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%																			
False + rate for classified +	Pr( ~D  +)	100.00%																			
False - rate for classified -	Pr( D  -)	4.93%																			
Correctly classified		95.06%																			

## PROBIT

```

Iteration 0:  log pseudolikelihood = -3382.6062
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -3132.5932
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -3119.5064
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -3119.4563
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -3119.4563

```

```

Probit regression                                Number of obs   =      17212
                                                Wald chi2(6)    =      446.63
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -3119.4563              Pseudo R2      =      0.0778

```

deso	Robust					[95% Conf. Interval]
	Coef.	Std. Err.	z	P> z		
totedu	-.0105663	.0044813	-2.36	0.018	-.0193496	-.0017831
exper	-.0511461	.0040723	-12.56	0.000	-.0591277	-.0431645
exper2	.0006799	.0000792	8.58	0.000	.0005245	.0008352
sexo	-.0632706	.0383255	-1.65	0.099	-.1383872	.011846
reljefe	-.3164354	.0440831	-7.18	0.000	-.4028366	-.2300342
ingnolabreal	.0001434	.0000807	1.78	0.075	-.0000146	.0003015
_cons	-.7951664	.080234	-9.91	0.000	-.9524222	-.6379105

```

Marginal effects after probit
y = Pr(deso) (predict)
= .0384622

```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0008819	.00037	-2.37	0.018	-.001611	-.000153	11.8148
exper	-.004269	.00034	-12.48	0.000	-.00494	-.003598	22.6612
exper2	.0000567	.00001	8.44	0.000	.000044	.00007	720.189
sexo*	-.00533	.00326	-1.64	0.102	-.011712	.001052	.579363
reljefe*	-.0260346	.00353	-7.38	0.000	-.032952	-.019117	.458343
ingnol~1	.000012	.00001	1.77	0.076	-1.2e-06	.000025	15.9572

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



Probit model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	0	1	1
-	849	16362	17211
Total	849	16363	17212
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%	
Specificity	Pr( -  ~D)	99.99%	
Positive predictive value	Pr( D  +)	0.00%	
Negative predictive value	Pr( ~D  -)	95.07%	
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	0.01%	
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%	
False + rate for classified +	Pr( ~D  +)	100.00%	
False - rate for classified -	Pr( D  -)	4.93%	
Correctly classified		95.06%	

## MPL

Linear regression					Number of obs =	17212
					F( 6, 17205) =	62.88
					Prob > F	= 0.0000
					R-squared	= 0.0326
					Root MSE	= .21303
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0007241	.000366	-1.98	0.048	-.0014416	-6.65e-06
exper	-.0062653	.0004882	-12.83	0.000	-.0072223	-.0053083
exper2	.0000873	8.21e-06	10.63	0.000	.0000712	.0001034
sexo	-.0048275	.0040483	-1.19	0.233	-.0127627	.0031076
reljefe	-.0248038	.0036989	-6.71	0.000	-.032054	-.0175537
ingnolabreal	.0000244	.0000204	1.20	0.231	-.0000155	.0000644
_cons	.1507684	.008543	17.65	0.000	.1340233	.1675135

## 2012 I TRIMESTRE

## LOGIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -2170.8597						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -2039.4243						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -2004.0305						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -2003.5278						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -2003.2836						
Iteration 5: log pseudolikelihood = -2003.2811						
Iteration 6: log pseudolikelihood = -2003.2811						
Logistic regression						
			Number of obs		=	10643
			Wald chi2(6)		=	285.92
			Prob > chi2		=	0.0000
Log pseudolikelihood = -2003.2811			Pseudo R2		=	0.0772
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0329062	.0122859	-2.68	0.007	-.0569861	-.0088263
exper	-.1208496	.0108831	-11.10	0.000	-.14218	-.0995192
exper2	.0015548	.0002194	7.09	0.000	.0011247	.0019848
sexo	-.21402	.1004648	-2.13	0.033	-.4109273	-.0171126
reljefe	-.3278586	.1226825	-2.67	0.008	-.5683118	-.0874054
ingnolabreal	.0001895	.0000956	1.98	0.047	2.13e-06	.0003768
_cons	-.9304299	.2148095	-4.33	0.000	-1.351449	-.509411

Marginal effects after logit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .03958756							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0012511	.00046	-2.71	0.007	-.002155	-.000348	12.0779
exper	-.0045947	.00041	-11.34	0.000	-.005389	-.003801	22.3165
exper2	.0000591	.00001	7.04	0.000	.000043	.000076	705.795
sexo*	-.0082672	.00392	-2.11	0.035	-.015953	-.000581	.573053
reljefe*	-.0122606	.00447	-2.74	0.006	-.02103	-.003492	.433712
ingnol~1	7.20e-06	.00000	1.97	0.049	4.1e-08	.000014	18.2584
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	0	0
-	552	10091	10643
Total	552	10091	10643
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso $\neq 0$			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.00%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		100.00%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		.%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		94.81%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.00%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		100.00%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		.%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		5.19%
Correctly classified			94.81%



## PROBIT

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood = -2170.8597
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -2011.907
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -2006.2779
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -2006.2623
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -2006.2623
```

```
Probit regression                                Number of obs   =      10643
                                                Wald chi2(6)    =      281.00
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -2006.2623              Pseudo R2      =      0.0758
```

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0136546	.0058246	-2.34	0.019	-.0250707	-.0022385
exper	-.0575558	.0051158	-11.25	0.000	-.0675826	-.0475289
exper2	.0007575	.0001002	7.56	0.000	.0005611	.0009539
sexo	-.0929879	.0473449	-1.96	0.050	-.1857822	-.0001936
reljefe	-.1391555	.0550361	-2.53	0.011	-.2470243	-.0312867
ingnolabreal	.0001191	.0000717	1.66	0.097	-.0000215	.0002596
_cons	-.7084909	.1027386	-6.90	0.000	-.9098548	-.507127

### Marginal effects after probit

```
y = Pr(deso) (predict)
= .04140027
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.00121	.00051	-2.36	0.018	-.002214	-.000206	12.0779
exper	-.0051002	.00045	-11.41	0.000	-.005977	-.004224	22.3165
exper2	.0000671	.00001	7.55	0.000	.000005	.000085	705.795
sexo*	-.0083435	.00429	-1.95	0.052	-.016742	.000055	.573053
reljefe*	-.0121548	.00472	-2.58	0.010	-.021403	-.002907	.433712
ingnol~1	.0000106	.00001	1.65	0.098	-1.9e-06	.000023	18.2584

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	0	1	1
-	552	10090	10642
Total	552	10091	10643
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)		0.00%
Specificity	Pr( - ~D)		99.99%
Positive predictive value	Pr( D  +)		0.00%
Negative predictive value	Pr(~D  -)		94.81%
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)		0.01%
False - rate for true D	Pr( -  D)		100.00%
False + rate for classified +	Pr(~D  +)		100.00%
False - rate for classified -	Pr( D  -)		5.19%
Correctly classified			94.80%

## MPL

Linear regression

Number of obs = 10643

F( 6, 10636) = 37.11

Prob > F = 0.0000

R-squared = 0.0342

Root MSE = .218

deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0010174	.000482	-2.11	0.035	-.0019622	-.0000725
exper	-.0073368	.0006392	-11.48	0.000	-.0085898	-.0060838
exper2	.0001025	.0000109	9.42	0.000	.0000812	.0001238
sexo	-.0100006	.0052232	-1.91	0.056	-.0202391	.0002379
reljefe	-.0106608	.0047459	-2.25	0.025	-.0199637	-.0013578
ingnolabreal	.0000167	.0000139	1.20	0.230	-.0000106	.0000439
_cons	.1655851	.0113993	14.53	0.000	.1432403	.1879299

## 2012 II TRIMESTRE

## LOGIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -3620.7632						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -3379.954						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -3303.9832						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -3302.6677						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -3302.6674						
Logistic regression						
				Number of obs	=	17308
				Wald chi2(6)	=	550.53
				Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -3302.6674				Pseudo R2	=	0.0879
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.032076	.00965	-3.32	0.001	-.0509897	-.0131623
exper	-.1230525	.008668	-14.20	0.000	-.1400415	-.1060635
exper2	.0015592	.0001767	8.83	0.000	.0012129	.0019055
sexo	-.228969	.0776563	-2.95	0.003	-.3811726	-.0767654
reljefe	-.4707138	.0959736	-4.90	0.000	-.6588187	-.2826089
ingnolab	.0007966	.0002613	3.05	0.002	.0002845	.0013086
_cons	-.819087	.1679411	-4.88	0.000	-1.148246	-.4899286

Marginal effects after logit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .03943708							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0012151	.00036	-3.36	0.001	-.001924	-.000506	11.8672
exper	-.0046614	.00033	-14.01	0.000	-.005313	-.00401	22.7706
exper2	.0000591	.00001	8.60	0.000	.000046	.000073	726.259
sexo*	-.0088271	.00303	-2.91	0.004	-.014769	-.002885	.575168
reljefe*	-.0175262	.00348	-5.04	0.000	-.024342	-.010711	.443725
ingnolab	.0000302	.00001	3.02	0.003	.000011	.00005	21.447
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Logistic model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	0	2	2
-	929	16377	17306
Total	929	16379	17308
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%	
Specificity	Pr( - ~D)	99.99%	
Positive predictive value	Pr( D  +)	0.00%	
Negative predictive value	Pr(~D  -)	94.63%	
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	0.01%	
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%	
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	100.00%	
False - rate for classified -	Pr( D  -)	5.37%	
Correctly classified		94.62%	

## PROBIT

Iteration 0:		log pseudolikelihood = -3620.7632		
Iteration 1:		log pseudolikelihood = -3318.9757		
Iteration 2:		log pseudolikelihood = -3302.6681		
Iteration 3:		log pseudolikelihood = -3302.6075		
Iteration 4:		log pseudolikelihood = -3302.6075		
Probit regression		Number of obs	=	17308
		Wald chi2(6)	=	549.30
		Prob > chi2	=	0.0000
Log pseudolikelihood = -3302.6075		Pseudo R2	=	0.0879

deso	Robust					
	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0138551	.0044603	-3.11	0.002	-.0225972	-.005113
exper	-.059926	.0040769	-14.70	0.000	-.0679167	-.0519353
exper2	.0007828	.0000801	9.77	0.000	.0006257	.0009398
sexo	-.0997726	.0371036	-2.69	0.007	-.1724944	-.0270509
reljefe	-.2128029	.0430018	-4.95	0.000	-.2970849	-.1285209
ingnolab	.0004771	.000124	3.85	0.000	.000234	.0007203
_cons	-.635842	.0791895	-8.03	0.000	-.7910506	-.4806333

Marginal effects after probit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .04111343							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0012209	.00039	-3.13	0.002	-.001986	-.000456	11.8672
exper	-.0052804	.00036	-14.67	0.000	-.005986	-.004575	22.7706
exper2	.000069	.00001	9.65	0.000	.000055	.000083	726.259
sexo*	-.008914	.00335	-2.66	0.008	-.015478	-.00235	.575168
reljefe*	-.0184351	.00365	-5.06	0.000	-.025581	-.011289	.443725
ingnolab	.000042	.00001	3.83	0.000	.000021	.000064	21.447
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Probit model for deso			
<div> <div>True</div> <div> <div>—————</div> <div>—————</div> </div> </div>			
Classified	D	~D	Total
+	0	4	4
-	929	16375	17304
Total	929	16379	17308
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +   D)		0.00%
Specificity	Pr( -   ~D)		99.98%
Positive predictive value	Pr( D   +)		0.00%
Negative predictive value	Pr( ~D   -)		94.63%
False + rate for true ~D	Pr( +   ~D)		0.02%
False - rate for true D	Pr( -   D)		100.00%
False + rate for classified +	Pr( ~D   +)		100.00%
False - rate for classified -	Pr( D   -)		5.37%
Correctly classified	94.61%		





## MPL

Linear regression					Number of obs = 17308	
					F( 6, 17301) = 72.99	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0400	
					Root MSE = .22086	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0010045	.0003899	-2.58	0.010	-.0017687	-.0002403
exper	-.007762	.0005143	-15.09	0.000	-.00877	-.0067539
exper2	.0001071	8.73e-06	12.27	0.000	.00009	.0001242
sexo	-.0100088	.0041933	-2.39	0.017	-.018228	-.0017896
reljefe	-.016389	.0037853	-4.33	0.000	-.0238086	-.0089694
ingnolab	.0000699	.0000214	3.26	0.001	.0000279	.0001119
_cons	.176077	.0091177	19.31	0.000	.1582053	.1939488

## 2012 III TRIMESTRE

## LOGIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -1962.7051						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -1817.5716						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -1769.0603						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -1768.7814						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -1768.781						
Iteration 5: log pseudolikelihood = -1768.781						
Logistic regression					Number of obs = 10326	
					Wald chi2(6) = 295.19	
					Prob > chi2 = 0.0000	
Log pseudolikelihood = -1768.781					Pseudo R2 = 0.0988	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0387801	.0137385	-2.82	0.005	-.0657071	-.0118531
exper	-.1209196	.0120002	-10.08	0.000	-.1444395	-.0973997
exper2	.0014605	.0002499	5.84	0.000	.0009706	.0019504
sexo	-.0974129	.1032252	-0.94	0.345	-.2997307	.1049048
reljefe	-.6862715	.1388153	-4.94	0.000	-.9583444	-.4141985
ingnolab	.0015084	.0003712	4.06	0.000	.0007809	.0022358
_cons	-.938134	.2331404	-4.02	0.000	-1.395081	-.4811872

Marginal effects after logit								
y = Pr(deso) (predict)								
= .03244137								
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[	95% C.I.	]	X
totedu	-.0012173	.00043	-2.84	0.005	-.002057	-.000377		12.1361
exper	-.0037955	.00039	-9.85	0.000	-.004551	-.00304		22.4272
exper2	.0000458	.00001	5.68	0.000	.00003	.000062		714.965
sexo*	-.0030793	.00327	-0.94	0.347	-.009496	.003337		.573794
reljefe*	-.0209434	.00402	-5.21	0.000	-.028826	-.013061		.431338
ingnolab	.0000473	.00001	4.05	0.000	.000024	.00007		21.9037
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1								

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	2	1	3
-	485	9838	10323
Total	487	9839	10326
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)	0.41%	
Specificity	Pr( -  ~D)	99.99%	
Positive predictive value	Pr( D  +)	66.67%	
Negative predictive value	Pr( ~D  -)	95.30%	
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	0.01%	
False - rate for true D	Pr( -  D)	99.59%	
False + rate for classified +	Pr( ~D  +)	33.33%	
False - rate for classified -	Pr( D  -)	4.70%	
Correctly classified		95.29%	

**PROBIT**

```

Iteration 0:  log pseudolikelihood = -1962.7051
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -1781.7038
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -1771.2224
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -1770.6629
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -1770.6622
Iteration 5:  log pseudolikelihood = -1770.6622

```

```

Probit regression                                Number of obs   =      10326
                                                Wald chi2(6)    =      302.50
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -1770.6622              Pseudo R2      =      0.0978

```

deso	Robust					[95% Conf. Interval]
	Coef.	Std. Err.	z	P> z		
totedu	-.0173903	.0063513	-2.74	0.006	-.0298386	-.004942
exper	-.0575073	.0054914	-10.47	0.000	-.0682703	-.0467444
exper2	.0007175	.0001105	6.49	0.000	.000501	.0009341
sexo	-.0315355	.0487159	-0.65	0.517	-.1270169	.0639459
reljefe	-.2947806	.0594549	-4.96	0.000	-.4113101	-.178251
ingnolab	.0007841	.0001745	4.49	0.000	.000442	.0011262
_cons	-.7054835	.1091548	-6.46	0.000	-.919423	-.4915441

Note: 0 failures and 1 success completely determined.

**Marginal effects after probit**

```

y = Pr(deso) (predict)
= .03427892

```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.001321	.00048	-2.76	0.006	-.002261	-.000381	12.1361
exper	-.0043683	.00042	-10.39	0.000	-.005193	-.003544	22.4272
exper2	.0000545	.00001	6.40	0.000	.000038	.000071	714.965
sexo*	-.0024058	.00372	-0.65	0.518	-.009707	.004895	.573794
reljefe*	-.0217631	.00421	-5.17	0.000	-.030012	-.013514	.431338
ingnolab	.0000596	.00001	4.47	0.000	.000033	.000086	21.9037

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Probit model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	2	1	3
-	485	9838	10323
Total	487	9839	10326
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$ True D defined as deso != 0			
Sensitivity	$\Pr(+ D)$		0.41%
Specificity	$\Pr(- \sim D)$		99.99%
Positive predictive value	$\Pr(D +)$		66.67%
Negative predictive value	$\Pr(\sim D -)$		95.30%
False + rate for true ~D	$\Pr(+ \sim D)$		0.01%
False - rate for true D	$\Pr(- D)$		99.59%
False + rate for classified +	$\Pr(\sim D +)$		33.33%
False - rate for classified -	$\Pr(D -)$		4.70%
Correctly classified			95.29%

## MPL

Linear regression					Number of obs =	10326
					F( 6, 10319) =	53.18
					Prob > F =	0.0000
					R-squared =	0.0420
					Root MSE =	.20756
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0010877	.0004842	-2.25	0.025	-.0020368	-.0001386
exper	-.0068463	.000619	-11.06	0.000	-.0080597	-.0056329
exper2	.0000935	.0000105	8.91	0.000	.0000729	.0001141
sexo	-.0018343	.0049045	-0.37	0.708	-.011448	.0077794
reljefe	-.0208362	.0043168	-4.83	0.000	-.029298	-.0123745
ingnolab	.0000925	.0000106	8.70	0.000	.0000716	.0001133
_cons	.155071	.0109267	14.19	0.000	.1336525	.1764895

## 2012 IV TRIMESTRE

## LOGIT

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood = -3558.2806
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -3326.6349
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -3259.8913
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -3259.693
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -3259.6929
```

```
Logistic regression                                Number of obs   =      17880
                                                    Wald chi2(6)    =      485.18
                                                    Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -3259.6929                Pseudo R2      =      0.0839
```

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0283394	.0094835	-2.99	0.003	-.0469267	-.009752
exper	-.1091246	.0087544	-12.47	0.000	-.1262829	-.0919664
exper2	.001363	.0001766	7.72	0.000	.0010169	.0017092
sexo	-.0258513	.079248	-0.33	0.744	-.1811746	.1294719
reljefe	-.7169947	.1032845	-6.94	0.000	-.9194286	-.5145608
ingnolab	.000717	.0006131	1.17	0.242	-.0004846	.0019185
_cons	-1.11118	.1687423	-6.59	0.000	-1.441909	-.7804515

```
Marginal effects after logit
y = Pr(deso) (predict)
= .03676669
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0010036	.00033	-3.02	0.003	-.001655	-.000352	11.9018
exper	-.0038646	.00031	-12.33	0.000	-.004479	-.00325	23.0245
exper2	.0000483	.00001	7.55	0.000	.000036	.000061	743.097
sexo*	-.0009172	.00281	-0.33	0.745	-.006434	.0046	.573378
reljefe*	-.0248073	.00341	-7.28	0.000	-.031483	-.018131	.439541
ingnolab	.0000254	.00002	1.17	0.241	-.000017	.000068	17.3012

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	1	1
-	897	16982	17879
Total	897	16983	17880
Classified + if predicted Pr(D) >= .5 True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)		0.00%
Specificity	Pr( - ~D)		99.99%
Positive predictive value	Pr( D  +)		0.00%
Negative predictive value	Pr(~D  -)		94.98%
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)		0.01%
False - rate for true D	Pr( -  D)		100.00%
False + rate for classified +	Pr(~D  +)		100.00%
False - rate for classified -	Pr( D  -)		5.02%
Correctly classified			94.98%

## PROBIT

Iteration 0: log pseudolikelihood = -3558.2806						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -3276.3718						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -3262.3707						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -3262.3191						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -3262.3191						
Probit regression			Number of obs = 17880			
			Wald chi2(6) = 490.54			
			Prob > chi2 = 0.0000			
Log pseudolikelihood = -3262.3191			Pseudo R2 = 0.0832			
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0119488	.0043594	-2.74	0.006	-.0204931	-.0034046
exper	-.0524051	.0040682	-12.88	0.000	-.0603786	-.0444316
exper2	.0006747	.0000794	8.50	0.000	.0005191	.0008302
sexo	-.001408	.0374613	-0.04	0.970	-.0748308	.0720147
reljefe	-.3125437	.0447055	-6.99	0.000	-.4001648	-.2249225
ingnolab	.0003672	.0001587	2.31	0.021	.0000563	.0006782
_cons	-.7881272	.0791671	-9.96	0.000	-.9432919	-.6329625

Marginal effects after probit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .03857783							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0009998	.00036	-2.76	0.006	-.001711	-.000289	11.9018
exper	-.0043848	.00034	-12.87	0.000	-.005053	-.003717	23.0245
exper2	.0000565	.00001	8.42	0.000	.000043	.000007	743.097
sexo*	-.0001178	.00314	-0.04	0.970	-.006263	.006028	.573378
reljefe*	-.0255125	.00351	-7.26	0.000	-.0324	-.018625	.439541
ingnolab	.0000307	.00001	2.31	0.021	4.7e-06	.000057	17.3012
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Probit model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	1	1
-	897	16982	17879
Total	897	16983	17880
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%	
Specificity	Pr( - ~D)	99.99%	
Positive predictive value	Pr( D  +)	0.00%	
Negative predictive value	Pr(~D  -)	94.98%	
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	0.01%	
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%	
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	100.00%	
False - rate for classified -	Pr( D  -)	5.02%	
Correctly classified		94.98%	

**MPL**

Linear regression					Number of obs = 17880	
					F( 6, 17873) = 68.86	
					Prob > F = 0.0000	
					R-squared = 0.0357	
					Root MSE = .2144	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0008937	.0003595	-2.49	0.013	-.0015983	-.000189
exper	-.0066243	.000488	-13.58	0.000	-.0075808	-.0056678
exper2	.0000906	8.16e-06	11.11	0.000	.0000746	.0001066
sexo	.0008015	.0039736	0.20	0.840	-.0069872	.0085901
reljefe	-.0242991	.0036158	-6.72	0.000	-.0313863	-.0172118
ingnolab	.000055	.0000245	2.25	0.025	7.05e-06	.000103
_cons	.1552664	.0085448	18.17	0.000	.1385178	.172015

**2013 I TRIMESTRE****LOGIT**

Iteration 0: log pseudolikelihood = -2067.5619						
Iteration 1: log pseudolikelihood = -1927.4548						
Iteration 2: log pseudolikelihood = -1886.3724						
Iteration 3: log pseudolikelihood = -1886.1372						
Iteration 4: log pseudolikelihood = -1886.1369						
Iteration 5: log pseudolikelihood = -1886.1369						
Logistic regression					Number of obs = 10635	
					Wald chi2(6) = 289.90	
					Prob > chi2 = 0.0000	
Log pseudolikelihood = -1886.1369					Pseudo R2 = 0.0877	
deso	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0645194	.0130592	-4.94	0.000	-.0901151	-.0389238
exper	-.1044723	.0116875	-8.94	0.000	-.1273793	-.0815653
exper2	.000994	.000242	4.11	0.000	.0005197	.0014684
sexo	-.2349007	.1019919	-2.30	0.021	-.4348011	-.0350002
reljefe	-.4496005	.1292353	-3.48	0.001	-.7028971	-.1963039
ingnolab	.0014444	.0004075	3.54	0.000	.0006457	.0022432
_cons	-.5827177	.2265198	-2.57	0.010	-1.026688	-.138747



Marginal effects after logit							
y = Pr(deso) (predict)							
= .03478143							
variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.002166	.00043	-5.06	0.000	-.003005	-.001327	12.1677
exper	-.0035073	.0004	-8.69	0.000	-.004298	-.002716	22.7818
exper2	.0000334	.00001	3.99	0.000	.000017	.00005	729.257
sexo*	-.0080339	.00353	-2.28	0.023	-.014945	-.001122	.576681
reljefe*	-.0147809	.00413	-3.58	0.000	-.022866	-.006696	.43385
ingnolab	.0000485	.00001	3.52	0.000	.000021	.000075	20.897
(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1							

Logistic model for deso			
Classified	True		Total
	D	~D	
+	1	1	2
-	516	10117	10633
Total	517	10118	10635
Classified + if predicted Pr(D) >= .5			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity	Pr( +  D)	0.19%	
Specificity	Pr( -  ~D)	99.99%	
Positive predictive value	Pr( D  +)	50.00%	
Negative predictive value	Pr(~D  -)	95.15%	
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	0.01%	
False - rate for true D	Pr( -  D)	99.81%	
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	50.00%	
False - rate for classified -	Pr( D  -)	4.85%	
Correctly classified		95.14%	



## PROBIT

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood = -2067.5619
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -1894.9266
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -1887.1093
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -1887.0858
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -1887.0858
```

```
Probit regression                                Number of obs   =      10635
                                                Wald chi2(6)    =      295.83
                                                Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -1887.0858              Pseudo R2      =      0.0873
```

deso	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
totedu	-.0287915	.0060737	-4.74	0.000	-.0406957	-.0168874
exper	-.0506475	.0054294	-9.33	0.000	-.0612889	-.0400062
exper2	.000522	.0001077	4.85	0.000	.000311	.000733
sexo	-.0998403	.0482116	-2.07	0.038	-.1943333	-.0053474
reljefe	-.2015682	.0571606	-3.53	0.000	-.3136009	-.0895355
ingnolab	.0007768	.0001745	4.45	0.000	.0004349	.0011187
_cons	-.5410165	.107621	-5.03	0.000	-.7519498	-.3300832

Marginal effects after probit

```
y = Pr(deso) (predict)
= .03646227
```

variable	dy/dx	Std. Err.	z	P> z	[ 95% C.I. ]		X
totedu	-.0023006	.00048	-4.83	0.000	-.003234	-.001367	12.1677
exper	-.004047	.00044	-9.24	0.000	-.004906	-.003188	22.7818
exper2	.0000417	.00001	4.77	0.000	.000025	.000059	729.257
sexo*	-.0080952	.00394	-2.05	0.040	-.015824	-.000366	.576681
reljefe*	-.0157847	.00437	-3.61	0.000	-.024359	-.007211	.43385
ingnolab	.0000621	.00001	4.42	0.000	.000035	.00009	20.897

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1



Probit model for deso			
	True		
Classified	D	~D	Total
+	1	1	2
-	516	10117	10633
Total	517	10118	10635
Classified + if predicted $\Pr(D) \geq .5$			
True D defined as deso != 0			
Sensitivity		$\Pr(+ D)$	0.19%
Specificity		$\Pr(- \sim D)$	99.99%
Positive predictive value		$\Pr(D +)$	50.00%
Negative predictive value		$\Pr(\sim D -)$	95.15%
False + rate for true ~D		$\Pr(+ \sim D)$	0.01%
False - rate for true D		$\Pr(- D)$	99.81%
False + rate for classified +		$\Pr(\sim D +)$	50.00%
False - rate for classified -		$\Pr(D -)$	4.85%
Correctly classified			95.14%

## MPL

Linear regression

Number of obs = 10635

F( 6, 10628) = 43.15

Prob > F = 0.0000

R-squared = 0.0360

Root MSE = .21122

deso	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
totedu	-.0021775	.0004925	-4.42	0.000	-.0031429	-.001212
exper	-.0062613	.0006121	-10.23	0.000	-.007461	-.0050615
exper2	.0000769	.0000102	7.55	0.000	.0000569	.0000969
sexo	-.0084056	.0050226	-1.67	0.094	-.0182509	.0014396
reljefe	-.0148317	.0045833	-3.24	0.001	-.0238158	-.0058475
ingnolab	.0000995	.0000265	3.75	0.000	.0000475	.0001514
_cons	.17086	.0114154	14.97	0.000	.1484836	.1932364



# DISEÑO DE TESIS



**UNIVERSIDAD DE CUENCA**  
**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y**  
**ADMINISTRATIVAS**  
**ESCUELA DE ECONOMÍA**



**DISEÑO DE TESIS**

**“DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE ESTAR  
DESEMPLEADO EN EL ECUADOR: EVIDENCIA MICRO Y  
MACROECONÓMICA EN EL PERIODO 2008-2013”**

**AUTORES:**

**WILLIAM PAÚL ARIAS MEDINA  
KARLA GABRIELA CÁRDENAS SALINAS**

**DIRECTORA:**

**ECO. MERCY ORELLANA**

Cuenca, Mayo del 2013



## 1. DELIMITACIÓN DEL TEMA

Contenido: Socioeconómico / Mercado Laboral

Campo de Aplicación: Hombres y mujeres desempleados/as.

Espacio: Ecuador, regiones: Costa, Sierra y Amazonía, Área urbana.

Período: 2007 - 2013

Tema: Determinantes de la Probabilidad de estar Desempleado en el Ecuador: Evidencia Micro y Macroeconómica en el Periodo 2008-2013.

## 2. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

### 2.1 Objetivo General

2.1.1 Determinar la probabilidad de estar desempleado en base a componentes micro y macroeconómicos

### 2.2 Objetivos Específicos

2.2.1 Obtener componentes microeconómicos a través de los modelos MPL, Logit y Probit e interpretar los coeficientes.

2.2.2 Analizar, graficar y comparar el coeficiente macroeconómico con la tasa de desempleo y la tasa de participación a través del intercepto del modelo

## 3. MARCO TEÓRICO

### 3.1 Marco conceptual<sup>25</sup>:

---

<sup>25</sup> Los conceptos fueron tomados del Glosario de Términos elaborado por el Instituto Ecuatoriano de Estadísticos y Censos-ENEMDU



- **Población Económicamente Activa PEA:** Son todas las personas de 10 años y más que trabajaron al menos una hora en la semana de referencia, o aunque no trabajaron, tuvieron trabajo (ocupados) o bien aquellas personas que no tenían empleo pero estaban disponibles para trabajar (desocupados).

- **Población Inactiva (PEI):** Se consideran personas inactivas todas las personas de 10 años y más, no clasificadas como ocupadas o desocupadas durante la semana de referencia, como rentistas, jubilados, pensionistas, estudiantes, amas de casa, entre otros

- **Desempleo:** Es la suma del desempleo abierto más el desempleo oculto.

- **Desempleo Abierto:** Personas de 10 años y más que, en el periodo de referencia, presentan, simultáneamente, las siguientes características:

- Sin empleo (no estuvo ocupado en la semana pasada).
- Buscaron trabajo (realizaron gestiones concretas para conseguir empleo o para establecer algún negocio en las cuatro semanas anteriores).

- **Desempleo Oculto:** Personas de 10 años y más que, en el periodo de referencia, presentan, simultáneamente, las siguientes características:

- Sin empleo (no estuvo ocupado en la semana pasada).
- No buscaron trabajo (no hicieron gestiones concretas para conseguir empleo o para establecer algún negocio en las cuatro semanas anteriores), por algunas de las siguientes razones:

- Tiene un trabajo esporádico u ocasional.
- Tiene un trabajo para empezar inmediatamente.
- Espera respuesta por una gestión en una empresa o negocio propio.



- Espera respuesta de un empleador o de otras gestiones efectuadas para conseguir empleo.

- Espera cosecha o temporada de trabajo.
- Piensa que no le darán trabajo o se cansó de buscar.
- No cree poder encontrar

- **Cesantes:** Son aquellas personas de 10 años y más que, en la semana pasada, se encontraban desocupados, habiendo trabajado anteriormente (estos pueden ser desempleo abierto u oculto).

- **Tasa de desempleo:** Es el porcentaje que resulta del cociente entre el número de desocupados y la PEA

- **Jefe del Hogar:**

Esaquellapersonaque siendoresidentehabitual es reconocida como jefe por los demás miembros del hogar, yaseapor una mayor responsabilidad en las decisiones, por prestigio, ancianidad y razones económicas, o tradición social y culturales.

- **Salario:** Es la cantidad de dinero que recibe la persona adulta mayor como pago por su trabajo, sea este por tiempo de trabajo diario, semanal, quincenal o mensual.

- **Ingreso no laboral:** Cualquier Ingreso recibido de fuentes ajenas al Trabajo, como por ejemplo: Herencias, intereses, dividendos, pagos de transferencia, etc.

- **Desempleo Friccional:** Se define como el desempleo compuesto de personas que tienen un tiempo de búsqueda corto ya que hay oferta de trabajo suficiente para que la persona encuentre trabajo con relativa facilidad. Debido a que siempre hay oferta y demanda de trabajo, la porción del desempleo que es friccional existe siempre.



### 3.2 Marco teórico

#### La maximización de utilidad del individuo oferente de trabajo

El mercado laboral es aquel en el cual el factor trabajo se ofrece por parte de los individuos y se lo demanda por parte de las empresas. Al igual que los otros insumos de la producción el trabajo tiene un precio que viene a ser el salario real que recibe el individuo a cambio de dedicar un determinado número horas de trabajo a una actividad.

La decisión de un individuo de ofrecer su trabajo es el resultado de maximizar su función de utilidad, es decir, partiendo de las preferencias y las elecciones de un individuo sobre el tiempo, se crea una función de utilidad definida como:

$$\text{Utilidad} = U(C, H)$$

En donde

$C \rightarrow$  el consumo de bienes y servicios diversos, los cuales requieren tiempo y recursos monetarios.

$H \rightarrow$  las horas que no se trabaja (ocio) en un período determinado de tiempo.

El individuo debe encontrar una combinación de trabajo y ocio la misma que maximice su utilidad sujeto a una restricción de la renta total. Un individuo maximizador de la utilidad elegirá un número de horas determinado para el cual la relación marginal de sustitución de ocio por consumo sea igual al salario real que percibe.

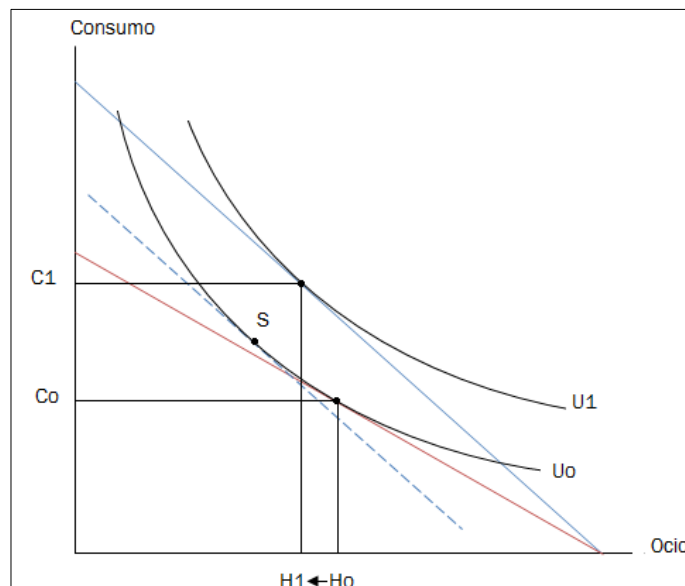
#### El modelo ocio - consumo

La preferencia por horas de ocio y trabajo varía en cada individuo. El salario viene a ser el costo de oportunidad de ocio, por tanto un aumento de

salario incrementa el “precio” del ocio. Los efectos de la variación del salario pueden ser explicados a través del efecto sustitución y del efecto renta. Con la cantidad fija de tiempo disponible, un aumento de salario aumenta el coste de oportunidad del ocio y por tanto se pensaría que se reduce el número de horas destinadas a ocio. Por otro lado la variación en la renta derivada en un aumento del salario tiende a aumentar la demanda de horas de ocio. Evidentemente estos dos efectos, sustitución y renta, tienen efectos diferentes en la cantidad de horas de trabajo y de ocio consumidas por el individuo. El modelo ocio-consumo ilustra las implicaciones de cada efecto sobre la cantidad de horas consumidas.

Por un lado el efecto sustitución: ante un aumento en el salario real, el costo de oportunidad del ocio aumenta, es decir, cada hora de ocio ahora es más cara. Por lo tanto el individuo ahora trabajará más horas. El tiempo que se destinaba al ocio se reduce de  $H_0$  a  $H_1$  como se observa en el gráfico 1.

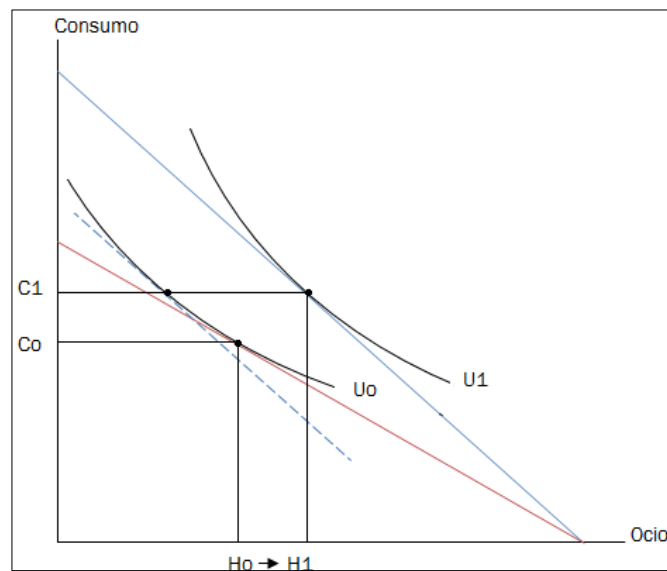
**Gráfico N ° 1**



Fuente: Elaboración Propia

Por otro lado, el efecto renta (ingreso) actúa de manera contraria: un aumento en la renta real del individuo aumentará su demanda por ocio. Dicho de otra manera, con un mayor salario real el individuo puede mantener su nivel de consumo con menos horas de trabajo, por tanto demanda más horas de ocio aumentando este de  $H_0$  a  $H_1$  como se observa en el gráfico 2.

Gráfico N° 2



Fuente: Elaboración Propia

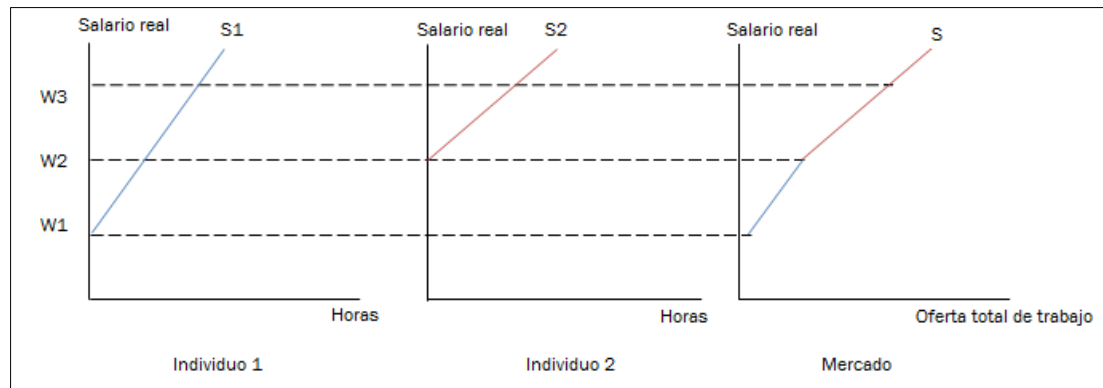
La razón del aumento de la demanda del ocio a pesar de que su costo de oportunidad también aumenta es que el individuo es oferente de trabajo mas no un consumidor.

### La curva de oferta de trabajo

A partir de las decisiones de cada individuo de ofertar trabajo se puede ilustrar la construcción de la curva de oferta de trabajo. El gráfico 3 muestra que para un salario real inferior a  $w_1$ , ningún individuo decidirá trabajar. Si el salario fuese superior a  $w_1$  el individuo 1 decidirá entrar en el mercado de trabajo. Pero siempre que el salario sea inferior a  $w_2$ , el individuo 2 no

trabajará. Cuando el salario sea superior a  $w_2$  ambos individuos participarán en el mercado de trabajo. Cabe recordar que a medida que el salario aumenta, más individuos querrán entrar al mercado de trabajo

Gráfico N° 3



Fuente: Elaboración Propia

### La teoría de la búsqueda

Los individuos que ofertan trabajo se encuentran con imperfecciones en el mercado laboral: la asimetría y el costo de acceso a la información. Los precios, en este caso salarios, cambian se encuentran en constante cambio en todos los mercados, el oferente de trabajo no dispone de toda la información relacionada a precios: no sabe en qué lugar demandan trabajo, ni el salario que el empleador está dispuesto a pagar. El individuo se ve obligado a sondear o “buscar” el precio óptimo entre todos los agentes que demandan trabajo, este precio óptimo no es más que el salario que considere aceptable a sus expectativas. En el proceso de encontrar el salario óptimo el individuo emplea tiempo y recursos (registrarse en una agencia de empleo, pagar por anuncio, analizar posibilidades, etc.). El umbral que separa lo óptimo de lo que no, es el salario de reserva ( $w_r$ ). Cuando el salario ofrecido ( $w_o$ ) más alto de un periodo de tiempo es mayor al salario de reserva ( $w_r$ ) del individuo, este detiene su búsqueda de empleo, es decir acepta el empleo.

$w_o < w_r \rightarrow$  continua la búsqueda

$w_o \geq w_r \rightarrow$  detiene la búsqueda (acepta el empleo)

De acuerdo a las causas que lo provoca, el desempleo se ha clasificado en diferentes tipos.

El desempleo estacional fluctúa en relación con las estaciones del año debido a las variaciones de tipo estacional que pueden llevarse a cabo entre la oferta y la demanda de empleo.

El desempleo cíclico se da en épocas de crisis económica donde la producción disminuye y, por tanto, hay personas que pierden su empleo hasta que la actividad económica se recupera.

El desempleo estructural se produce por desajustes en la cualificación entre los puestos de trabajo que se ofrecen y los que se demandan.

El desempleo friccional o transitorio hace referencia a aquellos trabajadores que rotan entre empleos en busca de uno mejor.

Por lo tanto la decisión de laborar depende de factores personales de tipo microeconómicos además de las variables macroeconómicas tales como el producto interno bruto, la inflación, el nivel de gasto público, el desempleo, entre otras las cuales en su conjunto determinan el desempeño macroeconómico del país

### **Explicación de las variables incluidas en el modelo:**

En el modelo se supone que los jefes de hogar tienen un salario de reserva menor a los “no jefes de hogar”, esto debido a las responsabilidades que conlleva mantener el hogar y sus miembros. Significa entonces que



existiría una menor probabilidad de que los jefes de hogar estén desempleados debido a las obligaciones inherentes a su rol. Para la variable sexo no se hace ninguna diferenciación entre el salario de reserva de hombres y mujeres. Los ingresos no laborales, se dice que incrementa el tiempo de búsqueda, ya que permite financiar el costo de la búsqueda, y por lo tanto su probabilidad de estar desempleado es más alta. Con respecto a la educación se dice que una persona con mayor educación es más productiva, el salario ofrecido es más alto, y las probabilidades de estar desempleado disminuyen. La experiencia, una persona capacitada es más productiva por tanto hace que también aumente el salario ofrecido y sus probabilidades de estar desempleado disminuyan. La experiencia incrementa el salario ofrecido a un ritmo decreciente, por tanto se incluye la experiencia al cuadrado, se espera que así disminuya este salario.

Por otro lado se aislara el intercepto del modelo y debido a que este es un valor común para todos los individuos se interpretará como el componente macroeconómico del modelo. El intercepto debe interpretarse como la probabilidad de estar desempleado de un individuo que no tiene educación, experiencia, que no es hombre, que no es jefe de hogar y que tampoco percibe ningún ingreso no laboral.

Recordemos que el modelo se corre para cada periodo de tiempo desde el primer trimestre del 2008 hasta el primer trimestre de 2013, el siguiente paso es correr el modelo con el método de MICO como una sola muestra, con el intercepto constante y confirmar los coeficientes con lo que se obtiene trimestre a trimestre con los modelos Logit, Probit y Modelo de Probabilidad Lineal. El intercepto se lo grafica junto a la tasa de desempleo y la tasa de participación global para fines comparativos.

#### 4. IDENTIFICACIÓN Y REDACCIÓN DEL PROBLEMA

A pesar de tener una de las tasas de desempleo más bajas de los últimos periodos, en el Ecuador existen alrededor de 322 000 desempleados aproximadamente a marzo de 2013, además 8 de cada 10 empleos en el área urbana son generados por el sector privado<sup>26</sup>. Más allá de una tasa natural de desempleo normal existente en toda economía, existen características que influyen en la situación laboral de un individuo, y que se recomienda sean investigadas, en este sentido cabe realizarse las preguntas:

1. ¿Cuáles son las características microeconómicas que determinan la probabilidad de estar desempleado para un individuo?
2. ¿En qué medida influyen dichas características en la situación de desempleo?
3. ¿Cuál es la medida de influencia del componente macroeconómico en la determinación de la probabilidad de estar desempleado?
4. ¿Qué acciones concretas debe tomar el individuo o el estado a través de políticas públicas para reducir dicha probabilidad? El conocimiento de la manera en ciertas variables microeconómicas afectan la probabilidad de estar desempleado es lo que motiva el desarrollo de esta investigación.

## 5. JUSTIFICACIÓN

El desempleo se ha considerado una problemática económica y social que ha afectado al mercado laboral. Ha sido objeto de preocupación de los Gobiernos a la hora de asegurar el bienestar de la sociedad. El no estar desempleado para individuo implica el hecho de satisfacer sus necesidades

<sup>26</sup> INEC: Boletín de Prensa. Octubre de 2012

materiales las mismas que lo ayudarían a tener una mejor condición de vida. La no ocupación constituye un antecedente a la pobreza y uno de los componentes de la falta de desarrollo personal de un individuo. Estudiar el desempleo permite al Gobierno la elaboración de políticas públicas destinadas a la generación de fuentes de trabajo y asegurar la inserción laboral. La investigación pretende encontrar las determinantes de estar desempleado y su probabilidad. Se pretende encontrar evidencias micro y macroeconómicas que expliquen la situación de no ocupación. Principalmente se pretende encontrar que variables incrementan o disminuyen la probabilidad de estar desempleado con el objetivo de mitigar o eliminar el efecto de las mismas. Este trabajo está dirigido tanto al estado como a la población, al Estado en el sentido de tomador de decisiones mediante políticas laborales y a la población que se encuentre en estado de “desempleado” quienes podrán ver desde una perspectiva técnica algunas determinantes de su estado.

## **6. PROCEDIMIENTO METODOLÓGICO**

El universo de nuestra investigación es el área urbana de las regiones Costa, Sierra y Amazonía del Ecuador. Los métodos de estimación a utilizarse son Logit, Probit y Modelo de probabilidad lineal los datos serán extraídos de la encuesta trimestral de desempleo ENEMDU. Se tomarán las encuestas que van del primer trimestre del año 2008 hasta el primer trimestre del año 2013.

### **Recolección y Procesamiento de datos**

Los datos se recopilarán de fuentes secundarias como la encuesta ENEMDU realizada por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC).

Se trabajará en el procesamiento de la información a través de los programas: Stata, SPSS, Eviews, entre otros, según la necesidad del tema a desarrollarse.





## 7. ESQUEMA

OBJETIVOS	CONTENIDOS
	<b>INTRODUCCIÓN</b>  <b>CAPÍTULO I: ANTECEDENTES</b>  1.1 Antecedentes históricos del desempleo en Ecuador  1.2 Marco teórico
<b>Obtener componentes microeconómicos a través de los modelos MPL, Logit y Probit e interpretar los coeficientes.</b>	<b>CAPITULO II: MODELO ECONOMETRICO.</b>  2.1 Estimación de los coeficientes del modelo econométrico  2.2 Correcciones y ajustes
<b>Analizar , graficar y comparar con la tasa de desempleo el coeficiente macroeconómico a través del intercepto del modelo</b>	<b>CAPITULO III:ANALISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS</b>  3.1 Interpretación y Análisis de los resultados obtenidos del modelo
	<b>CAPÍTULO IV: CONCLUSIONES</b>  4.1 Conclusiones
	<b>ANEXOS</b>  <b>BIBLIOGRAFÍA</b>



## 8. BIBLIOGRAFÍA

### Libros

NICHOLSON, Walter, "**Teoría Microeconómica: Principios básicos y ampliaciones**" 8va edición, Thomson, 2005

GUJARATI, Damodar, "**Econometría**", Mac Graw Hill, México D.F, 2005

URIBE GARCÍA, José Ignacio, "**Ensayos de Economía aplicada al Mercado Laboral**", Colombia, 2006.

### Tesis

CASTILLO, Maribel, "**Determinantes de la Probabilidad de estar Desempleado en el Área Metropolitana de Cali: Evidencias Micro y Macroeconómicas en el Período 1988-1998**", Universidad del Valle, Colombia, 1998.

TIPÁN SAN ANDRÉS, Cristina, "**Incidencia y Determinantes del Desempleo en el Ecuador**", Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL), Instituto de Ciencias Humanísticas y Económicas, Ecuador, 2004.

### Documentos on-line

CASTELLAR, Carlos y URIBE, José, "**Determinantes de la duración del desempleo en el Área metropolitana de Cali 1988-1998**", Colombia, 2004.



CASTELLAR, Carlos y URIBE, José, “**Estructura y evolución del desempleo en el Área Metropolitana de Cali 1988-1998. existe histéresis?**”, Colombia.

BRIÑEZ GAVIRIA, Olga, “**Determinantes de la tasa de entrada al desempleo para el Área Metropolitana de Cali 1988 -2000.** Colombia

BERENTSEN, Aleksander, “**EquilibriumUnemploymentTheory**”, Estados Unidos, 2009

CARRASCO, Inmaculada, CASTAÑO, Soledad y PARDO, Elizabeth, “**Diferentes Desarrollos del Mercado de Trabajo**”, Universidad Castilla-La Mancha, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales.

PISSARIDES, Christopher, “**The Economics of Search**”, London School of Economics, London, 2000

MORTENSEN, Dale T, “**Job Search and Labor Market Analysis**”, Northwestern University.

MORTENSEN, Dale T, “**Job Search and Labor Market Analysis**”, 1984

MORTENSEN, Dale y PISSARIDES, Christopher, “**New Developments in Models of Search in the Labor Market**”, 1998

MORTENSEN, Dale y PISSARIDES, Christopher, “**Job Creation and Job Destruction in the theory of unemployment**”, Oxford University Press, 1994



DANFORTH, John P, **“On the Role of Consumption and Decreasing Absolute Risk Aversion in the Theory of Job Search”**, 1977

STIGLER, George, **“The Economics of Information”**, The Journal of Political Economy, 1961

Publicaciones

Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) **Base de datos**, de Marzo del 2007 a Marzo del 2013.

Páginas web

[www.inec.gob.ec](http://www.inec.gob.ec)

[www.ecuadorencifras.gob.ec](http://www.ecuadorencifras.gob.ec)

<http://www.eco-finanzas.com>